

ZUR BESTIMMUNG DES ENERGETISCHEN VERHALTENS
REGENERATIVER ELEKTRIZITÄTSVERSORGUNGSSYSTEME
UNTER BESONDERER BERÜCKSICHTIGUNG
STATISTISCHER CHARAKTERISTIKEN
DES WINDES UND DER SOLARSTRAHLUNG

Von der Universität Oldenburg
zur Erlangung des Grades eines

Doktors der Naturwissenschaften
(Dr. rer. nat.)

genehmigte
DISSERTATION
von

HANS GEORG BEYER

geb. am 6. Dezember 1959
in Kleinenbremen

Referent : Prof. Dr. Joachim Luther
Korreferent : Prof. Dr. Alexander Rauh
Tag der Disputation: 19.5.1988

Fachbereich Physik, Universität Oldenburg
1988



Digitized by the Internet Archive
in 2026

https://archive.org/details/IA41546312_0004

*Im Namen der Elektrifizierung
Der Ratio und der Statistik !*

Bertolt Brecht,
700 Intellektuelle beten einen Öltank an

INHALTSVERZEICHNIS

1. Einleitung	1
1.1. Der Aufbau der vorliegenden Arbeit	2
2. Die Struktur regenerativer Elektrizitätsversorgungssysteme	6
2.1 Die Komponenten von RES	6
2.2 Der Zustand von RES	9
2.3 Das energetische Verhalten von RES	10
2.4 Zur Bestimmung integraler Betriebsdaten	11
2.5 RES mit einfachem Antwortverhalten	13
2.5.1 Ein System mit linearem Antwortverhalten	13
2.5.2 Systeme mit nichtlinearem Antwortverhalten	14
2.5.3 Allg. Bemerkungen zu "gedächtnislosen" Systemen	24
2.6 Systeme mit "Gedächtnis"	25
3. Der regenerative Deckungsgrad von Wind/Solar-Hybrid- systemen mit Pb-Batterie und H ₂ -Speichersystem (Ein Beispiel für die Berechnung des energetischen Verhaltens von RES durch Zeitschrittsimulation)	30
3.1 Die Struktur des untersuchten Systems	33

3.2 Die Systemkomponenten und ihre mathematische Modellierung	34
3.2.1 Der PV-Generator	34
3.2.2 Der WEK	35
3.2.3 Die Pb-Batterie	37
3.2.4 Das H ₂ -Speichersystem	41
3.2.5 Der Verbraucher	46
3.2.6 Der Hilfsgenerator	46
3.2.7 Die Regelung	46
3.2.8 Struktur des Simulationsprogrammes	48
3.3 Die Bilanzierung des Betriebsverhaltens über ein Jahr	53
3.4 Die meteorologischen Eingangsdaten	54
3.5 Die Bestimmung des regenerativen Deckungsgrades für Systeme verschiedener Auslegung	56
3.5.1 Die Normierung der Auslegungsparameter	56
3.6 Der regenerativer Deckungsgrad $F(\text{PRG}, W/S, \text{BAT}, \text{HYST}, \text{ETA}_{H_2})$	59
3.7 Eine phänomenologische Deutung des energetischen Verhaltens der untersuchten RES	69
3.7.1 Die Häufigkeitsverteilungen des Energieeintrags in Systemen verschiedener Auslegung	69
3.7.2 Das Verhalten der Standardabweichung des Leistungseintrags bei unterschiedlichen Mittelungszeiten	76
3.8 Das qualitative Verhalten des Parameters "regenerativer Deckungsgrad" als Kriterium zur Bildung von Unterklassen von Systemen	81
4. Statistische Modelle des Zeitverhaltens der Solarstrahlung und der Windgeschwindigkeit	82
4.1 Modellierung und Synthetisierung des Zeitverlaufs der Solarstrahlung	85
4.1.1 Verfahren zur Modellierung des Zeitverlaufs der mittleren täglichen Einstrahlung	85

4.1.2 Verfahren zur Modellierung des Zeitverlaufs der mittleren stündlichen Einstrahlung	101
4.2 Modelle des Zeitverlaufs der Windgeschwindigkeit	110
4.3 Die bivariate Statistik von solarer Einstrahlung und Windgeschwindigkeit	122
4.4 Resümee der Literaturübersicht	124
4.5 Anmerkungen zur Berücksichtigung des statistischen Verhaltens von Monats- und Jahresmittelwerten der meteorologischen Parameter	127
4.6 Statistische Analyse des Zeitverhaltens von Tagesmittelwerten der meteorologischen Parameter an Standorten in Norddeutschland	129
4.6.1 Das statistische Verhalten von Tagesmittelwerten der Einstrahlung	129
4.6.2 Das statistische Verhalten von Tagesmittelwerten der Windgeschwindigkeit	135
4.6.3 Das statistische Verhalten von Monatsmittel- werten der meteorologischen Parameter	137
4.7 Die Bestimmung der monatlichen integralen Betriebs- daten von RES unter Verwendung synthetisierter Zeitreihen der Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter	144
4.7.1 Die Überprüfung der Äquivalenz synthetisierter und empirischer monatlicher Reihen des täglichen clearness index	144
4.7.2 Der Einfluß der Variation der statistischen Charakteristiken der meteorologischen Eingangs- daten auf den regenerativen Deckungsgrad von RES	155
4.8 Langjährige integrale Betriebsdaten von RES	175

5. Markov-Matrix-Methoden zur Bestimmung des energetischen Verhaltens von RES	183
5.1 Die statistische Beschreibung von Speicherprozessen	184
5.2 Die Bestimmung des monatlichen energetischen Verhaltens von RES mit Markov-Matrix-Methoden	196
5.2.1 Das Verfahren zur Aufstellung einer System-Übergangsmatrix	196
5.2.2 Vergleich der Ergebnisse der Markov-Matrix-Rechnungen mit den Ergebnissen von Zeitschrittsimulationen	200
5.3 Die Beschreibung von instationären Prozessen über eine Median-System-Matrix	212
5.4 Die Bestimmung des jährlichen Deckungsgrades von RES über ein Median-Matrix-Verfahren	221
6. Auslegung autonomer ($F=1$) Systeme über die Untersuchung des kumulierten Bilanzprozesses	234
6.1 Zur Beschreibung kumulierter Bilanzprozesse in Systemen mit Speichern	235
6.2 Exaktere Fassung der Definition des maximalen Defizits	240
6.3 Die Ermittlung der Speichergröße autonomer RES	244
6.4 Die Berücksichtigung des Speicherwirkungsgrades bei der Bestimmung des maximalen Defizits	253
6.5 Die Verwendung synthetischer Zeitreihen der meteorologischen Parameter bei der Auslegung autonomer Systeme	258
6.6 Eine Anwendung: Die Bestimmung des optimalen Neigungswinkels von PV-Generatoren für autonome RES	263

7. Zusammenfassung und Ausblick

267

Literaturverzeichnis

271



1. Einleitung

Die Analyse von Energiesystemen, die regenerative Ressourcen (Sonne, Wind, Wasser) nutzen, ist im Vergleich zur Analyse konventioneller (thermische fossil oder nuklear befeuerte Kraftwerke) Systeme durch die Abhängigkeit des Systemverhaltens von meteorologischen Parametern erschwert. Eine Bestimmung des Betriebsverhaltens regenerativer Systeme muß deshalb zusätzlich zu den stochastischen Größen des Verbrauchs diese weiteren, größtenteils nicht deterministischen Eingangsgrößen berücksichtigen.

Für eine mathematische Analyse von Wasserkraftnutzungssystemen (und gleichstrukturierten Systemen der Wasserwirtschaft) wird diese Problematik seit dem neunzehnten Jahrhundert ausführlich behandelt. Die dabei zu berücksichtigenden Fluktuationen des Wasseraufkommens haben charakteristische Zeitskalen von einigen Monaten (Jahreszeiten) bis Jahren.

Im Gegensatz dazu treten wesentliche Angebotschwankungen der Ressourcen Wind- und Solarenergie über den gesamten Zeitbereich von Sekunden bis Jahren auf. Die systematische Untersuchung dieser Fluktuationen in Hinblick auf die Beschreibung des Verhaltens regenerativer Energiesysteme begann um 1960 (Liu 60). Die meisten der heute vorliegenden diesbezüglichen Arbeiten befassen sich mit Untersuchungen der Verteilungsfunktionen der meteorologischen Parameter. Dagegen ist die explizite Analyse des Zeitverhaltens der Fluktuationen und dessen Einfluß auf das Verhalten von Energiesystemen seltener diskutiert (siehe z.B. <Bucciarelli 84>, <Gordon 87> oder <Klein 87>).

Mit der vorliegenden Arbeit soll ein weiterer Beitrag zum Verständnis des Problemfelds Meteorologiecharakteristik - Systemverhalten geleistet werden.

Gegenstand der Untersuchungen ist die theoretische Analyse des langfristigen Energiehaushalts von regenerativen Elektrizitätsversorgungssystemen (RES). Sie ist von der Analyse des kurzzeitigen dynamischen Verhalten der RES zu unterscheiden, die der Untersuchung der kurzzeitigen Reaktionsbarkeit des jeweiligen Betriebs dienen.

In dieser Arbeit werden vorwiegend RES behandelt, die durch einen hohen Beitrag der aus regenerativen Ressourcen gewonnenen Energie bei der Deckung des Verbrauchs gekennzeichnet sind.

Zur Analyse der Einwirkung der Meteorologiecharakteristik auf das Systemverhalten werden statistische Modelle des Fluktuationsverhaltens der meteorologischen Parameter diskutiert und zu dem über Simulationsrechnungen bestimmten - Betriebsverhalten der Elektrizitätsversorgungssysteme in Beziehung gesetzt.

1.1 Der Aufbau der vorliegenden Arbeit.

Zur Einführung in die behandelte Problematik wird in Kapitel 2 zunächst eine allgemeine Struktur regenerativer Elektrizitätsversorgungssysteme (RES) dargestellt. Gruppen von RES werden aufgrund ihrer unterschiedlichen Auslegung (z.B. Systeme mit und ohne Speicher) und der Antwortcharakteristik (linear oder nicht-linear) des Betriebsverhaltens ihrer Komponenten gegenüber den meteorologischen Bedingungen unterschieden. Insbesondere wird eine Einteilung in Systeme mit oder ohne "Gedächtnis" bezüglich der Zeitentwicklung der meteorologischen Parameter vorgenommen.

Für die einzelnen Gruppen von RES wird angegeben, welche Information über die Entwicklung der meteorologischen Parameter vorliegen muß, damit exakte Aussagen über den langfristigen Energiehaushalt der Systeme (ihr energetisches Verhalten) getroffen werden können.

Für Systeme mit Speichern gilt im allgemeinen, daß die Zeitentwicklung der meteorologischen Parameter für diesen Zweck vollständig bekannt sein muß. Dies bedeutet praktisch, daß zur exakten Berechnung des energetischen Verhaltens von einer hochaufgelösten (1min-1h) Zeitreihe der meteorologischen Parameter ausgegangen wird, die die meteorologischen Bedingungen am Standort des RES im zu untersuchenden Zeitraum angemessen wiedergibt. Für diese Eingangsdaten wird die entsprechende Zeitentwicklung der Betriebszustände des RES ermittelt, aus der das energetische Verhalten bestimmt werden kann.

Ein entsprechendes Zeitschrittsimulationsverfahren für spezielle RES wird in Kapitel 3 exemplarisch vorgestellt. Die Systeme sind durch die Möglichkeit der gemeinsamen Nutzung von Wind- und Solarenergie gekennzeichnet. Die Struktur des zu versorgenden Verbrauchs ist einfach gehalten. Dabei werden elektrische Insel-systeme untersucht, bei denen ein hoher regenerativer Deckungs-grad (kein oder nur geringer Bedarf an konventionellen Energie-trägern) angestrebt wird. Für die dafür notwendigen Speicher wer-den zwei Technologien berücksichtigt: Bleiakkumulatoren und Was-serstoffspeichersysteme.

Es wird beispielhaft für die meteorologischen Bedingungen eines Jahres (Ort: Oldenburg(Oldb)) die Abhängigkeit des energetischen Verhaltens der RES von ihren Auslegungsparametern dargestellt. Insbesondere werden Auslegungen der Systeme angegeben, die die sichere Versorgung einer elektrischen Last ohne Rückgriff auf während der Betriebszeit von außen zugeführte Energie sicher-stellen (autonome RES).

Zum Abschluß des Kapitels wird die Beziehung zwischen dem Be-triebsverhalten unterschiedlich ausgelegter Systeme und einfachen statistischen Eigenschaften (Häufigkeitsverteilung) der meteorolo-gischen Eingangsdaten gegeben. Dabei werden Unterschiede stati-stistischer Charakteristiken der Ressourcen Wind- und Solarenergie dargestellt. Ihre kombinierte Nutzung wird diskutiert. Es können qualitative Korrelationen der statistischen Charakteristiken der meteorologischen Daten und des Betriebsverhaltens der RES genannt werden.

Ausgehend von diesen Ergebnissen werden in den weiteren Kapiteln Möglichkeiten einfacher Charakterisierungen der meteorologischen Bedingungen diskutiert, die auch quantitative Analysen des Be-triebsverhaltens von RES erlauben. Es werden darauf aufbauend Methoden untersucht, die für die Bestimmung des energetischen Verhaltens von RES eine Ergänzung zu den verwendeten Zeitschritt-simulationsverfahren darstellen.

Zeitschrittsimulationsverfahren wie das in Kapitel 3 vorgestellte erfordern eine große Eingangsdatenmenge (z.B. Stundenmittelwerte der meteorologischen Parameter über ein Jahr). Eine Kompression

dieser Datenmenge ist wünschenswert. In Kapitel 4 wird zunächst eine Literaturübersicht zu Verfahren der statistischen Modellierung der interessierenden meteorologischen Zeitreihen gegeben. Über diese (teilweise standortunabhängigen) Modelle können auf der Basis weniger Parameter Zeitreihen numerisch synthetisiert werden, die als Eingangsdaten in Zeitschrittsimulationen verwendet werden können.

Zur Überprüfung, ob die so erstellten Zeitreihen die empirischen Daten angemessenen repräsentieren, werden die Ergebnisse von Simulationsrechnungen verglichen, die gemessene und entsprechend synthetisierte meteorologische Zeitreihen als Eingangsdaten verwenden. Es wird an Beispielen (für norddeutsche Standorte) gezeigt, daß die auftretenden Abweichungen geringfügig sind.

Die Beschreibung der meteorologischen Bedingungen eines Standorts durch wenige Parameter ermöglicht die systematische Untersuchung der Meteorologieabhängigkeit des energetischen Verhaltens von RES. Für einfach strukturierte RES wird eine entsprechende Untersuchung bezüglich des monatlichen energetischen Verhaltens durchgeführt. Mit diesen Darstellungen kann auch die Empfindlichkeit der Ergebnisse von Zeitschrittsimulationen gegenüber Ungenauigkeiten in der Wiedergabe der Meteorologiecharakteristik angegeben werden.

Ausgehend von einer statistischen Beschreibung der meteorologischen Parameter können direkt Verfahren zur Berechnung des energetischen Verhaltens von RES angegeben werden, die keinen Rückgriff auf (synthetisierte) Zeitreihen erfordern. In Kapitel 5 wird ein Verfahren gezeigt, das auf der Darstellung der Zeitentwicklung des Systemzustandes des RES in Form Markovscher Übergangsmatrizen beruht. Dieses Verfahren ermöglicht für RES mit bestimmten Speichergrößen eine quantitative Bestimmung des monatlichen und jährlichen energetischen Verhaltens auf der Basis eines stark komprimierten Datensatzes. Der Bereich der Anwendbarkeit des Verfahrens wird diskutiert.

Im letzten Kapitel wird das Problem der Auslegung autonomer RES erneut aufgegriffen. Es wird ein Verfahren behandelt, das eine gegenüber dem Zeitschrittsimulationsverfahren vereinfachte

Bestimmung der zur Autonomie notwendigen Speichergröße von RES ermöglicht. Mit dieser Methodik wird eine Analyse der Abhängigkeit der ermittelten notwendigen Speichergröße von der Qualität (Länge, Zeitauflösung) der zur Verfügung stehenden meteorologischen Zeitreihen durchgeführt. Dabei erfolgt ein weiterer Test der Zuverlässigkeit der Anwendung synthetisierter Zeitreihen bei der Untersuchung des Verhaltens von RES.

Vor Beginn der nächsten Kapitel seien hier noch einige Anmerkungen gegeben.

Das in Kapitel 3 dargestellte Rechnerprogramm zur Zeitschritt-simulation von RES wurde zusammen mit Jürgen Schumacher-Gröhn im Rahmen eines vom Bundesministerium für Forschung und Technologie geförderten Projektes erstellt.

Teilergebnisse der in Kapitel 3 dargestellten Untersuchungen wurden in <Beyer 87a>, <Beyer 87b> und <Beyer 87e> veröffentlicht.

Ebenso sind einige der in Kapitel 5 und 6 gezeigten Ergebnisse in <Beyer 87c> und <Beyer 87d> publiziert.

2. Die Struktur regenerativer Elektrizitätsversorgungssysteme

Im folgenden sollen die allgemeine Struktur und die Komponenten von regenerativen Elektrizitätsversorgungssystemen (RES) beschrieben werden. Abb. 2.1 zeigt die Struktur der hier behandelten Systeme.

2.1 Die Komponenten von RES

Regenerative Konverter:

Die regenerativen Konverter wandeln die meteorologischen Primärenergien in elektrische Energie. In dieser Arbeit werden

- photovoltaische Konverter (PV) und
- Windenergie-Konverter (WEK)

behandelt.

Verbraucher:

Als Verbraucher werden hier sowohl einzelne Aggregate zur Wandlung elektrischer Energie in Energiedienstleistung (Beleuchtung, Meßelektronik, Kühlung, Pumpen etc.) als auch die Zusammenfassung vieler Aggregate in einem elektrischen Verbrauchsnetz (öffentliche Stromversorgung, Elektrizitätsversorgungsnetze auf Inseln bzw. an isolierten Standorten) verstanden. Bei der Beschreibung der Verbraucher wird zwischen Lastbedarf und Last unterschieden. Der Lastbedarf ist als Anforderung an das System extern vorgegeben. Der Anteil des Lastbedarfs, der vom System momentan befriedigt wird, ist die aktuelle Last des RES. Unterschiede zwischen Last und Lastbedarf (Lastbedarf höher als die maximal von System bereitstellbare Leistung) müssen bei der Bewertung des Systemverhaltens berücksichtigt werden.

Speicher:

Speicheraggregate dienen zum Ausgleich von Ungleichzeitigkeiten des Energieangebots seitens der regenerativen Konverter und des Energiebedarfs des Verbrauchs. In dieser Arbeit werden zwei Arten elektrochemischer Speicher berücksichtigt:

- Bleiakkumulatoren und
- Wasserstoffspeichersysteme
(Elektrolyseur, Gasspeicher, Brennstoffzelle).

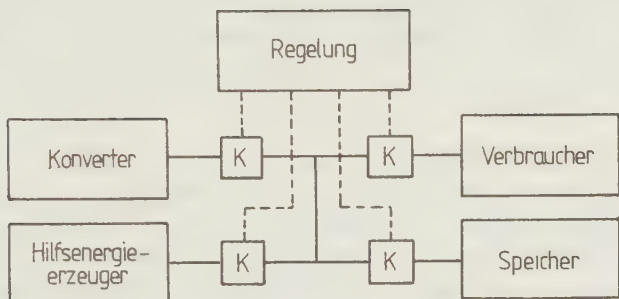


Abb. 2.1

Die allgemeine Struktur von RES.

Ein Verbraucher wird von regenerativen Konvertern versorgt. Fehl-
anpassungen von Erzeugung und Verbrauch werden über Speicher und
Hilfsenergieerzeuger ausgeglichen. Die Komponenten sind durch
Kopplungselemente K verknüpft. Die Energieflüsse im System werden
von einer Regelung gesteuert.

Hilfsenergieerzeuger:

Unter Hilfsenergieeinsatz wird hier der Einsatz externer (z.B. fossiler) Energie zur Versorgung des Verbrauchers bei unzureichendem Energieangebot der regenerativen Konverter und erschöpften Speichern verstanden. Dadurch wird sowohl die Versorgung eines Elektrizitätsnetzes durch konventionelle Kraftwerke, als auch der Betrieb eines Hilfsenergieaggregats (z.B. Dieselgenerator) für Einzelverbraucher erfasst.

Kopplungs- und Regelungskomponenten:

Durch Kopplungskomponenten (z.B. Spannungswandler) werden die Komponenten des Systems elektrisch miteinander verknüpft. Die jeweilige Ausprägung des Energieflusses auf den so vorgegebenen Pfaden wird durch die Regelung bestimmt. Sie besteht aus einem informationsverarbeitenden Regler und Stellgliedern. Es können drei Regelungstypen unterschieden werden:

- vom momentanen Zustand des Systems abhängige Regelungen,
- Regelungen, die zusätzlich die Vorgeschichte des Systems mit berücksichtigen,
- Regelungen, die externe Informationen (z.B. meteorologische oder Last-Prognosen) hinzuziehen.

Die in dieser Arbeit behandelten RES weisen Regelungen des ersten Typs auf. Regelungen des dritten Typs werden von Heinemann <Heinemann 88> untersucht.

2.2 Der Zustand von RES

Zur vollständigen Beschreibung eines RES zu einem Zeitpunkt t muß ein Satz von inneren Zustandsparametern $Z(t)$ bekannt sein. Der Parametersatz $Z(t)$ kann aufgeteilt werden in Parameter

- der Konverter $K(t)$
- der Speicher $S(t)$
- der Regelung $R(t)$
- der Last $L(t)$
- des Hilfsenergiesystems $A(t)$.

Die zeitliche Entwicklung dieser Parameter wird durch die Zeitfunktionen der äußeren Parameter

- meteorologische Größen $M(t)$ und
- Lastbedarf $LB(t)$

bestimmt. Der funktionale Zusammenhang zwischen $Z(t)$ und den äußeren Parametern ist von der Form

$$(2.2.1) \quad dZ/dt = F(M(t), LB(t), Z(t)) .$$

Die zeitliche Entwicklung des Zustandes eines RES ist so durch ein im allgemeinen nichtlineares DGL-System bestimmt, das von den Zeitfunktionen der äußeren Parameter Meteorologie und Lastbedarf angeregt wird. Diese Größen zeigen im allgemeinen ein nicht-triviales stochastisches Verhalten. Die exakte Berechnung des Systemzustandes kann so, in den meisten Fällen, nur durch die numerische Integration des DGL-Systems (2.2.1) erfolgen. Dazu müssen die Zeitfunktionen $M(t)$ und $LB(t)$ vollständig bekannt sein.

2.3 Das energetische Verhalten von RES

Im folgenden soll untersucht werden, wie integrale Betriebsdaten von RES durch die Eingangsdaten "meteorologische Parameter" und "Lastbedarf" bestimmt werden.

Integrale Betriebsdaten, die durch die Untersuchung eines Systems über mindestens eine Klimaperiode gewonnen werden, geben Auskunft über das energetische Langzeitverhalten von RES unter den durch die Eingangsdaten vorgegebenen Bedingungen. Beispiele von integralen Betriebsdaten sind etwa

- die Wahrscheinlichkeit, mit der der Energiebedarf der Verbraucher durch die regenerativen Konverter über einen längeren Zeitraum (ein Jahr) sichergestellt werden kann;
- der Anteil der der Last zugeführten Energie, der durch den Einsatz des Hilfsenergiesystems bereitgestellt wurde (bezogen auf eine längere Betriebszeit).

Die Konfigurierung eines Systems mit dem Ziel, vorgegebene integrale Betriebsdaten zu erhalten, wird hier als energetische Auslegung des Systems bezeichnet.

2.4 Zur Bestimmung integraler Betriebsdaten

Integrale Betriebsdaten werden durch die Integration von Funktionen der Zustandsgrößen eines RES über den untersuchten Zeitraum gewonnen:

$$(2.4.1) \quad I = \int f(Z(t)) dt .$$

Für die oben als Beispiel genannten integralen Betriebsdaten lassen sich die entsprechenden Ausdrücke angeben.

Das Verhältnis von mittlerer Leistung des Hilfsenergiesystems $\langle P_{aux} \rangle$ zur mittleren, der Last zugeführten Leistung $\langle P_{load} \rangle$ ist über

$$(2.4.2) \quad \langle P_{aux} \rangle / \langle P_{load} \rangle = \int f(A(t)) dt / \int f(L(t)) dt$$

bestimmt.

Die Wahrscheinlichkeit W , daß der Lastbedarf gedeckt werden kann, ist über

$$(2.4.3) \quad W = 1/T * \int R(t) dt$$

gegeben. Der Regelungsparameter $R(t)$ hat den Wert 1, wenn der Lastbedarf gedeckt ist, und den Wert 0, wenn die Last insgesamt oder teilweise vom übrigen System getrennt ist. T gibt die Länge des untersuchten Zeitraums an.

Zur theoretischen Bestimmung der integralen Betriebsdaten I (s.2.4.1) sind die Zeitfunktionen der Meteorologie und des Lastbedarfs erforderlich, da die Zeitfunktion der Zustände $Z(t)$ bekannt sein muß. Wird die Information über die meteorologischen Zeitreihen und den Lastbedarf durch Datenkomprimierung mit statistischen Verfahren reduziert, wird dadurch auch die Genauigkeit der auf dieser Datengrundlage bestimmten Betriebsdaten des RES beschränkt. Ein Schwerpunkt dieser Arbeit liegt in der Untersuchung der Möglichkeiten einer Reduktion der Eingangsdaten durch die statistische Beschreibung des Zeitverhaltens der meteorologischen Parameter.

Um diese Untersuchungen zu vereinfachen, wird im folgenden der Lastbedarf als konstant angenommen. Die Zeitentwicklung der Zustandsgrößen des RES wird so nur von den meteorologischen Eingangsdaten bestimmt.

Dabei kann für spezielle Systeme gezeigt werden, daß die Kenntnis einzelner statistischer Eigenschaften der meteorologischen Zeitreihen für eine Bestimmung integraler Betriebsdaten ausreichend ist.

2.5 RES mit einfachem Antwortverhalten

Die Anforderungen an die Vollständigkeit des meteorologischen Datensatzes verringern sich erheblich, wenn der Zustand eines Systems nur durch den momentanen Wert der meteorologischen Parameter bestimmt ist. Dies ist meist dann näherungsweise der Fall, wenn keine Speicherkomponenten im System integriert sind. Die Beschreibung der Zeitentwicklung der Systemzustände vereinfacht sich zu:

$$(2.5.1) \quad Z(t) = F(M(t))$$

Aussagen über integrale Betriebsdaten solcher Systeme, die hier als "Systeme ohne Gedächtnis" bezeichnet werden, können ohne Kenntnis der zeitlichen Abfolge in der meteorologischen Zeitreihe getroffen werden. Die noch benötigten Informationen über die meteorologische Zeitreihe hängen von der Art des Antwortverhaltens F ab. Dies soll nun an zwei Beispielen erläutert werden.

2.5.1 Ein System mit linearem Antwortverhalten

Ein lineares Antwortverhalten ist nur als eine näherungsweise Beschreibung realer Systeme anzusehen. Das folgende Beispiel hat deshalb im wesentlichen einen erläuternden Wert:

Gegeben sei ein PV-Generator, der über ein elektronisches Kopplungsglied an ein großes elektrisches Versorgungsnetz (konventionelle Kraftwerke und Verbraucher) angeschlossen ist. Die Kopplung sei so realisiert, daß der PV-Generator bei einer konstanten Spannung betrieben wird. In Abb. 2.5.1.1 ist das Kennfeld eines PV-Generators (U/I -Charakteristik des Generators für verschiedene Einstrahlungsstärken) dargestellt. Die Abhängigkeit des Kurzschlußstromes $I(U = 0V)$ von der Einstrahlungsstärke sei dabei - unter Vernachlässigung von Temperatureffekten - linear. Die hier angenommene Arbeitscharakteristik ist ebenfalls eingetragen. Bei genügend klein gewählter Arbeitsspannung U_b ergibt sich ein linearer Zusammenhang zwischen der solaren Einstrahlung $G(t)$ auf den Generator und dem abgegebenen Strom $I(t)$.

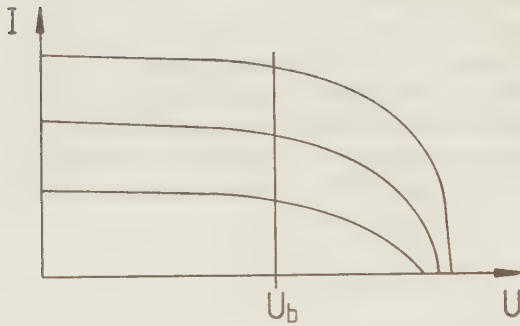


Abb. 2.5.1.1

Schematische Darstellung von U/I -Kennlinien eines PV-Generators bei unterschiedlichen Einstrahlungen.

Bei Betrieb des Generators mit konstanter Spannung U_b ergibt sich der vom Generator abgegebene Strom aus dem Schnittpunkt der U/I -Kennlinie des Generators mit der Geraden $U=U_b=\text{const.}$

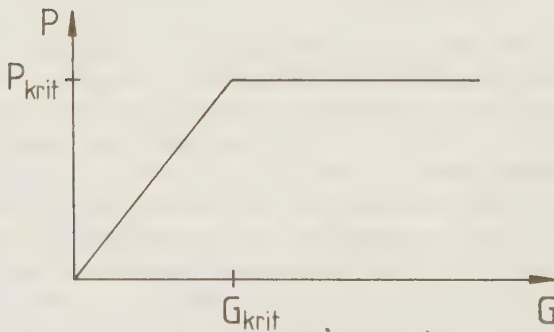


Abb. 2.5.2.1

Antwortcharakteristik der Leistungsabgabe eines PV-Generators an einen Verbraucher, der durch einen oberen Grenzwert P_{krit} der Leistungsaufnahme gekennzeichnet ist.

$$(2.5.1.1) \quad I(t) = c * G(t) .$$

Wird weiterhin angenommen, daß das Kopplungsglied (ein DC/AC-Spannungswandler) einen konstanten Wirkungsgrad 'eta' aufweist, so gilt für die an das Netz abgegebene Leistung des PV-Generators:

$$(2.5.1.2) \quad P(t) = (U_b * c * G(t)) * \eta .$$

Damit ist der Zusammenhang zwischen der Einstrahlung G und der Leistung P linear.

Die an das Netz abgegebene Leistung des Solargenerators sei zu jedem Zeitpunkt wesentlich kleiner als die Gesamtleistung des Netzes. Damit ist der Lastbedarf der Verbraucher unwesentlich für den Betrieb des PV-Generators. Zur Beurteilung ist dann die integrale Betriebsgröße "mittlere jährliche Leistungsabgabe an das Netz" (P) sinnvoll:

$$(2.5.1.3) \quad \langle P \rangle = 1/T * \int P(t) dt$$

oder

$$(2.5.1.4) \quad \langle P \rangle = 1/T * \int U_b * c * \eta * G(t) dt .$$

Der Term

$$(2.5.1.5) \quad 1/T * \int G(t) dt = \langle G \rangle$$

gibt den Mittelwert $\langle G \rangle$ der Einstrahlung über den untersuchten Zeitraum an. Damit ist es möglich, die mittlere Leistungsabgabe P allein aus der Kenntnis der mittleren Einstrahlung $\langle G \rangle$ exakt (mit der Einschränkung der oben gemachten vereinfachenden Annahmen) zu bestimmen.

2.5.2 Systeme mit nichtlinearem Antwortverhalten

Im allgemeinen sind Zustandsparameter des RES nicht linear mit den meteorologischen Parameter gekoppelt. Der mittlere Zustand $\langle Z \rangle$ ist so nicht mehr allein über den Mittelwert $\langle M \rangle$ der

meteorologischen Parameter zu bestimmen:

$$(2.5.2.1) \quad \langle Z \rangle = F(\langle M \rangle).$$

Damit werden zusätzliche Informationen über die meteorologischen Parameter benötigt.

Eine Erweiterung des obigen Beispiels führt zu einer einfachen Nichtlinearität. Die vom PV-Generator abgegebene Leistung soll nur bis zu einem bestimmten Grenzwert vom Netz aufgenommen werden können. Die Antwortcharakteristik des Systems entspricht dann dem in Abb.2.5.2.1 dargestellten Zusammenhang. Dem Leistungsgrenzwert P_{krit} entspricht ein Einstrahlungsgrenzwert G_{krit} . Damit ist die mittlere Leistungsabgabe durch

$$(2.5.2.2)$$

$$\begin{aligned} \langle P \rangle &= 1/T * \int U_b * c * \eta * G(t) dt - \\ &1/T * \int U_b * c * \eta * (G(t) - G_{krit}) * \text{heavy}(G(t) - G_{krit}) dt \\ \text{mit } \text{heavy: } &\text{Heavyside Funktion} \end{aligned}$$

bestimmt. Zur Behandlung des analog gegebenen Problems der Bestimmung der mittleren Leistungsabgabe thermischer Solarkollektoren (in diesem Fall ist ein unterer Einschaltenschwellwert gegeben) wurde von Liu und Jordan <Liu 63> als - über den Mittelwert hinausgehende - zusätzliche Beschreibung der Einstrahlung das Konzept der "Utilizability" entwickelt. Es ist von Siegel und Koautoren <Siegel 81> auf das hier untersuchte Problem übertragen worden.

Zur Erläuterung dieses Konzeptes ist in Abb.2.5.2.2 eine schematische Zeitreihe der solaren Einstrahlung dargestellt. Der Anteil der (für einen entsprechenden thermischen Kollektor nutzbaren) Einstrahlung oberhalb eines gegebenen Schwellwerts G_{krit} ist durch

$$(2.5.2.3) \quad \Phi(G_{krit}) = 1/T * \int (G(t) - G_{krit}) * \text{heavy}(G(t) - G_{krit}) / \langle G \rangle dt$$

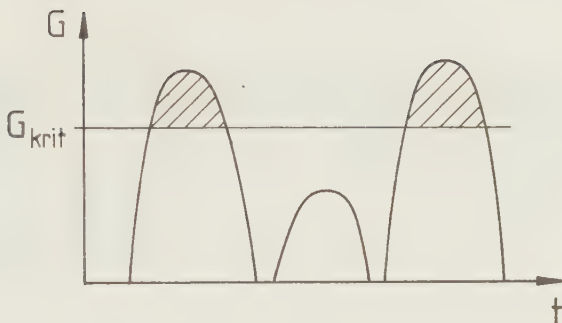


Abb. 2.5.2.2

Zur Erläuterung des Konzepts der Utilizability:

Dargestellt ist ein schematischer Zeitverlauf der solaren Einstrahlung. Für einen Schwellwert G_{krit} läßt sich das Verhältnis der oberhalb dieses Wertes eingestrahltten Energiedichte (schraffierte Fläche) zur gesamten eingestrahltten Energiedichte (Gesamtfläche unter der Kurve) durch die Utilizability angeben.

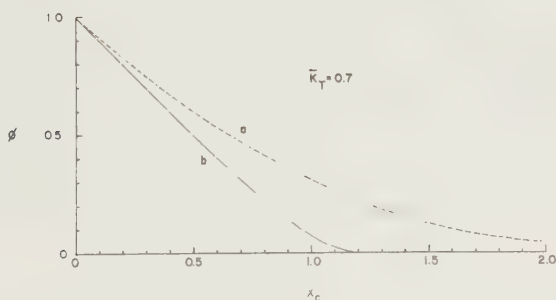


Abb. 2.5.2.3

Vergleich einer täglichen (b) und einer stündlichen (a) Utilizability- Funktion. Die Abweichung der Kurven ist durch den tageszeitlichen Verlauf der Einstrahlung bestimmt. (aus <Gordon 81>)

mit Φ : Utilizability
gegeben.

Der Wert der Utilizability Φ beträgt 1 für $G_{kr,t} = 0$ und 0 bei Erreichen des maximalen Einstrahlungswertes. Die Charakteristiken der Funktion $\Phi(G_{kr,t})$ wurden in der Literatur vielfach untersucht (z.B. <Klein 78>, <Gordon 81>, <Suehrke 87>).

Unter Verwendung von Φ läßt sich (Gl 2.5.2.2) umformen zu:

$$\begin{aligned} (2.5.2.4) \quad \langle P \rangle &= U_b * \eta * c * \langle G \rangle - \\ &U_b * \eta * c * \langle G \rangle * \Phi(G_{kr,t}) \\ &= U_b * \eta * c * \langle G \rangle * (1 - \Phi(G_{kr,t})) . \end{aligned}$$

"Gedächtnislose" RES mit einem dem linearen Antwortverhalten überlagerten Grenzwert sind so durch Kenntnis der mittleren Einstrahlung und der Utilizability als Maß für den Anteil der Einstrahlung oberhalb einer gegebenen Schranke bestimmt.

Durch die nichtlineare Form von (2.5.2.3) hängt der Wert von $\Phi(G_{kr,t})$ von der Zeitauflösung des zugrundegelegten Datensatzes ab. Fluktuationen der Einstrahlung innerhalb eines Mittelungszeitraumes erhöhen Φ gegenüber der auf der Basis der entsprechenden Mittelwerte bestimmten Utilizability (Abb.2.5.2.3 zeigt den Vergleich einer täglichen und einer stündlichen Utilizability-Funktion). Im Fall des betrachteten PV-Systems mit oberer Schranke wird so die mittlere Leistungsabgabe bei der Verwendung eines zeitlich zu gering aufgelösten Datensatzes überschätzt.

Ein anderes Beispiel für nichtlineares Antwortverhalten ist - auch ohne obere Schranke - durch eine exaktere Beschreibung der Leistungsabgabe eines PV-Generators gegeben:

$$(2.5.2.5) \quad P(t) = a * G(t) + b * G(t)^2 \quad (\text{nach <Siegel 81>})$$

mit a, b : Konstanten .

Die mittlere Leistungsabgabe ist damit durch:

$$(2.5.2.6) \quad \langle P \rangle = a \cdot \langle G \rangle + b \cdot \langle G^2 \rangle$$

bestimmt. Außer der mittleren Einstrahlung muß die mittlere quadratische Einstrahlung $\langle G^2 \rangle$ bekannt sein. Sie kann über

$$(2.5.2.7) \quad \langle G^2 \rangle = \int G(t)^2 dt / T$$

oder mit Hilfe der Häufigkeitsdichte $h(G)$ über:

$$(2.5.2.8) \quad \langle G^2 \rangle = \int h(G) \cdot G^2 dG$$

bestimmt werden. Es muß also die Zeitfunktion der Einstrahlung oder, davon abgeleitet, die Häufigkeitsverteilung vorliegen.

Wenn meteorologische Zeitreihen von Mittelwerten (über eine Stunde ($\langle G_{std} \rangle$) oder einen Tag ($\langle G_{tag} \rangle$) gemittelt) vorliegen, wird die darauf beruhende Berechnung der mittleren Leistung auch hier fehlerhaft sein, da durch die Mittelung innerhalb der einzelnen Zeitintervalle T_{mit} gilt:

$$(2.5.2.9) \quad 1/T_{mit} \cdot \int G(t)^2 dt > \langle G_{mit} \rangle^2 .$$

Als weiteres Beispiel für ein "gedächtnisloses" RES mit nicht-linearem Antwortverhalten soll ein WEK im netzgekoppelten Betrieb behandelt werden. Auch hier soll die mittlere jährliche Leistungsabgabe an das Netz bestimmt werden. Die Charakteristik der mittleren stündlichen Leistungsabgabe eines WEK (P_{std}) in Abhängigkeit vom Stundenmittelwert der Windgeschwindigkeit (V_{std}) ist in Abb.2.5.2.4 dargestellt:

$$(2.5.2.10) \quad P_{std} = f(V_{std}) .$$

Die Problematik der Beschreibung der Leistungsabgabe von WEK für kürzere Mittelungszeiten ist z.B. in <der Kinderen 77> behandelt.

Die mittlere jährliche Leistungsabgabe des WEK ist über

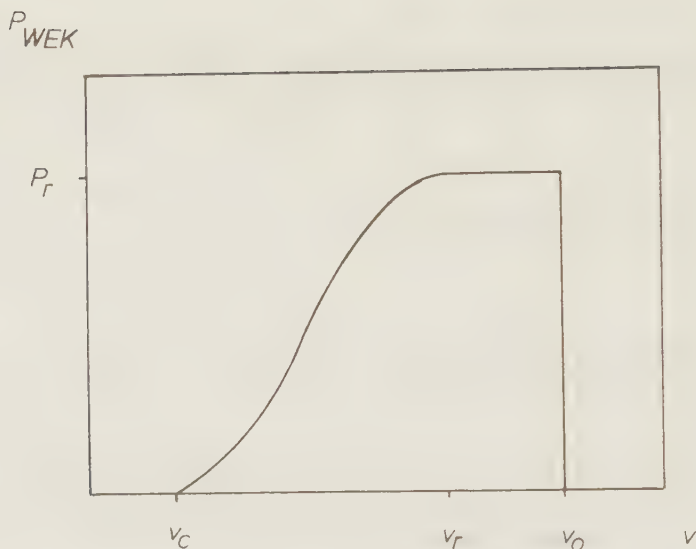


Abb. 2.5.2.4

Typische Antwortcharakteristik eines WEK.

Dargestellt ist die mittlere stündliche Leistungsabgabe eines WEK in Abhängigkeit vom Stundenmittelwert der Windgeschwindigkeit.

Die Leistungsabgabe setzt bei Windgeschwindigkeiten $V > V_C$ ein.

Im Bereich $V > V_r$ wird die Leistungsabgabe durch Regelein-

richtungen begrenzt. Im Bereich $V > V_0$ wird der WEK stillgelegt.

$$(2.5.2.11) \quad \langle P \rangle = \sum_n f(V_{std}(n)) / 8760$$

8760: Zahl der Stunden des Jahres

zu bestimmen. (Gl 2.5.2.11) kann auch als Faltung der Leistungscharakteristik des WEK $f(V_{std})$ mit der Häufigkeitsdichte $h(V_{std})$ der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit geschrieben werden:

$$(2.5.2.12) \quad \langle P \rangle = \int f(V_{std}) * h(V_{std}) dV_{std}$$

Das Problem der Bestimmung der mittleren Leistungsabgabe eines netzgebundenen WEK ist so auf die Bestimmung der Häufigkeitsdichte $h(V_{std})$ zurückgeführt. In Abb.2.5.2.5 ist ein Beispiel für eine typische Häufigkeitsdichte dargestellt. Die aus Meßreihen der Stundenmittelwerte V_{std} erhaltenen Häufigkeitsverteilungen lassen sich gut durch die zweiparametrische Weibullverteilung annähern (siehe z.B. <McWilliams 79>). Die Häufigkeitsdichte einer Weibullverteilung $w(V_{std})$ ist über

$$(2.5.2.13) \quad w(V_{std}) = V_{std}/K * (V_{std}/C)^{K-1} * \exp(-(V/C)^K)$$

mit K, C : Parameter der Verteilung

bestimmt.

Standardverfahren zur Bestimmung der Energieausbeute von netzgebundenen WEK, wie z.B. das im Dänischen Windatlas verwendete <Petersen 80>, fußen auf der Bestimmung der Parameter der Weibullverteilung für die zu untersuchenden Standorte. Davon ausgehend wird die Integration

$$(2.5.2.14) \quad \langle P \rangle = \int f(V_{std}) w(V_{std}) dV_{std}$$

zur Bestimmung von $\langle P \rangle$ durchgeführt.

Bei den bisherigen Betrachtungen wurde von einfach zu beschreibenden Verbrauchern (konstanter Lastbedarf) ausgegangen. Wenn auch der Lastbedarf der Verbraucher ein komplexeres Zeitverhalten aufweist, muß dies bei der Berechnung der integralen Betriebsda-

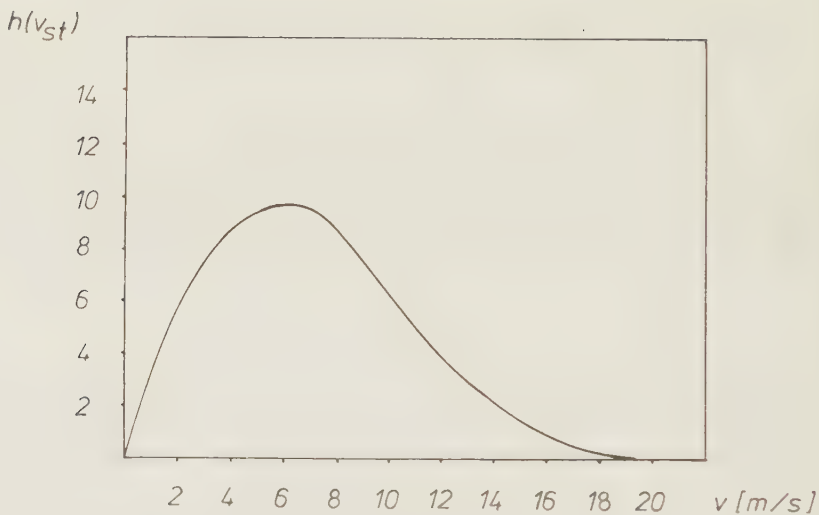


Abb. 2.5.2.5

Typische Häufigkeitsdichte der Windgeschwindigkeit.

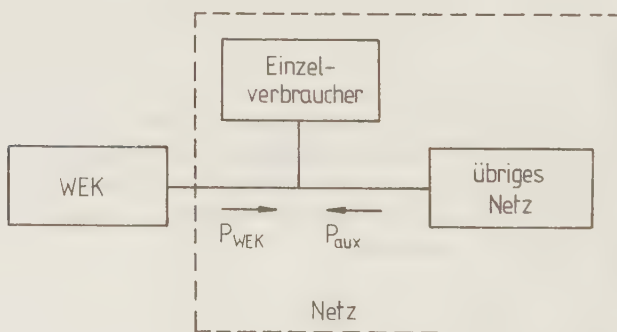


Abb. 2.5.2.6

Struktur eines speziellen RES.

Ein WEK ist an ein großes Elektrizitätsversorgungsnetz gekoppelt.

Der "Einzelverbraucher" soll mit Priorität vom WEK versorgt werden.

Erfolgt vom WEK kein Leistungseintrag, bezieht der

"Einzelverbraucher" die Leistung P_{aux} vom "übrigen Netz".

ten berücksichtigt werden.

Ein System mit einer komplexeren Verbraucherstruktur ist in Abb.2.5.2.6 dargestellt. Der Verbraucher "Netz" ist in einen Einzelverbraucher und das "übrige Netz" aufgeteilt. Für dieses System soll bestimmt werden, zu welchen Anteilen der Lastbedarf des Einzelverbrauchers vom WEK und vom Netz versorgt wird. Bei einem konstanten Lastbedarf ist der Anteil, der vom Netz abzudecken ist, durch

$$(2.5.2.15) \quad \langle P_{aux} \rangle = \int (LB - f(V)) * h(V) * \text{heavy}(LB - f(V)) \, dV$$

zu bestimmen. Soll diese Größe auf der Basis von Stundenmittelnwerten ($w(V_{std})$) bestimmt werden, müssen nach der Berechnung von

$$(2.5.2.16) \quad \langle P_{aux} \rangle = \int (LB - f(V_{std})) * w(V_{std}) * \text{heavy}(LB - f(V_{std})) \, dV_{std}$$

Korrekturen angebracht werden, die die Fluktuationen der Windgeschwindigkeit im Zeitbereich kleiner 1 Stunde erfassen. Ist der Leistungsbedarf der Einzellast zeitabhängig, bestimmt sich die mittlere vom Netz abzudeckende Leistung über die Integration der Zeitfunktionen $V(t)$ und $LB(t)$:

$$(2.5.2.17) \quad \langle P_{aux} \rangle = 1/T * \int (LB(t) - f(V(t))) * \text{heavy}(LB(t) - f(V(t))) \, dt$$

Das Faltungsintegral (2.5.2.16) muß für diesen Fall erweitert werden zu:

$$(2.5.2.18) \quad \langle P_{aux} \rangle = \iint g(V, LB) * h(V, LB) \, dV \, dLB$$

$$\text{mit } g(V, LB) = (LB - f(V)) * \text{heavy}(LB - f(V)) ;$$

$h(V, LB)$ ist die bivariate Häufigkeitsdichte von Windgeschwindigkeit und Lastbedarf. Da die Fluktuationen des Lastbedarfs anthropogenen Ursprungs sein können, sind allgemeine Beschreibungen dieser kombinierten Verteilung schwierig aufzustellen. Ein Beispiel für eine Verbundverteilung von Lastbedarf eines Inselnetzes und Windgeschwindigkeit wird in <Caselitz 88> behandelt.

2.5.3 Allgemeine Bemerkungen zu "gedächtnislosen" Systemen

Für "gedächtnislose" RES gilt generell, daß sich integrale Betriebsdaten aus der Kenntnis der Häufigkeitsdichte der meteorologischen Eingangsparameter und der Last bestimmen lassen. In speziellen Fällen kann eine weitergehende Datenreduktion erfolgen (auf Mittelwert, quadratischen Mittelwert oder Utilizability).

Wenn über die Kenntnis des Mittelwertes der meteorologischen Parameter hinausgehende Anforderungen an die Eingangsdaten gestellt werden, wird die Bestimmung integraler Betriebsdaten empfindlich gegenüber der Zeitauflösung des Datensatzes.

2.6 Systeme mit "Gedächtnis"

Unter RES mit Gedächtnis sollen solche Systeme verstanden werden, deren Zustände durch das DGL-System

$$(2.6.1) \quad dZ/dt = F(M(t), LB(t), Z(t))$$

bestimmt werden. In solchen Systemen kann der Betriebszustand zu einem bestimmten Zeitpunkt exakt nur durch die Kenntnis der gesamten Vorgeschichte der meteorologischen Parameter und der Systemparameter berechnet werden.

Bei der Analyse von RES zeigt sich, daß bei genügend feiner Betrachtung die meisten Systeme mit der Beschreibung (2.5.4.1) behandelt werden müßten. Die im vorherigen Absatz dargestellten Beschreibungen "gedächtnisloser" Systeme stellen somit Vereinfachungen realer Systeme dar. Das Ausmaß der Vereinfachungen ist dabei graduell unterschiedlich.

Für PV-Generatoren gilt, daß bei Vernachlässigung von thermischen Effekten die Antwort auf sich ändernde Einstrahlungsverhältnisse im Zeitraum von μs erfolgt. Damit ist die Vernachlässigung des detaillierten Zeitverhaltens für die hier vorgestellten Untersuchungen berechtigt. Wird jedoch die Abhängigkeit des Betriebsverhaltens des PV-Generators von seiner Betriebstemperatur T_z berücksichtigt, gilt:

$$(2.6.2) \quad Z(t) = f(G(t), T_z(t)) .$$

Für die Betriebstemperatur der Zellen gilt:

$$(2.6.3) \quad dT_z/dt = f_1(G(t), Z(t), T_a(t), V(t)) .$$

mit $T_a(t)$: Außentemperatur,
 $V(t)$: Windgeschwindigkeit .

Über den Parameter Zellentemperatur findet somit eine Kopplung des momentanen Betriebszustandes des Generators an die Vorgeschichte der meteorologischen Parameter "Einstrahlung" und

"Außentemperatur" statt. Die dabei auftretenden Zeitkonstanten liegen in der Größenordnung von 10 min. Ob die hierdurch bedingten Effekte auf das Betriebsverhalten des Generators vernachlässigt werden können, ist von dem jeweils behandelten RES abhängig. In <Beyer 87e> wird der Einfluß der Änderung der Zelltemperatur auf ein spezielles RES (ein Photovoltaik - Wasserelektrolyse - System) beschrieben. Der Vergleich der integralen Betriebsdaten (Menge des produzierten Wasserstoffs), die mit und ohne Berücksichtigung thermischer Effekte bestimmt wurden, zeigt Abweichungen in der Größenordnung von 5%.

Soll das Betriebsverhalten im Zeitbereich < 10 Minuten berechnet werden, müssen WEK-Systeme in der Regel über Verfahren entsprechend (2.6.1) beschrieben werden. Dies ist bedingt durch die mechanischen Trägheiten von WEK, die keine instantane Antwort auf Windgeschwindigkeitsfluktuationen zulassen. WEK weisen gegenüber der auf sie einwirkenden Windgeschwindigkeit ein nichtlineares Filterverhalten auf. Die dabei auftretenden Zeitkonstanten sind vom Typ des WEK abhängig.

WEK, die mit konstanter Drehzahl betrieben werden, zeigen Antwortzeiten im Sekundenbereich (siehe z.B. <Bossanyi 81>). In erster Näherung kann die Beschreibung des Betriebsverhaltens dieser WEK durch ein instantanes Antwortverhalten bezüglich Sekundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit erfolgen.

Bei WEK mit variabler Drehzahl betragen die Antwortzeiten 10 bis einige 10 Sekunden. Eine hinreichend genaue Beschreibung ihres kurzzeitigen Betriebsverhaltens kann nur durch ihre Bewegungsgleichung

$$2.6.4 \quad dQ/dt = (Q_{rotor}(Q,V) - Q_{last}(Q)) / I_n$$

mit: Q : Drehmomente,
 I_n : Trägheitsmoment,
 Ω : Winkelgeschwindigkeit,

erfolgen <der Kinderen 77>. Um diese DGL zu behandeln müssen Zeitreihen der Windgeschwindigkeit mit sekundlicher Auflösung

vorliegen.

Aus der Mikrometeorologie ist bekannt (siehe z.B. <Sutton 77>), daß das Zeitverhalten der Windgeschwindigkeitsfluktuationen in Zeiten < 1 Stunde für einen gegebenen WEK-Standort über den Stundenmittelwert der Windgeschwindigkeit beschrieben werden kann.

Damit läßt sich die mittlere stündliche Leistungsabgabe von WEK an einen Verbraucher ohne eigene zeitliche Dynamik allein als Funktion des Stundenmittelwerts der Windgeschwindigkeit bestimmen. Dieser Zusammenhang wurde in der oben ausgeführten Darstellung (Gl.2.5.2.13) verwendet und stellt die Grundlage für die Bestimmung der mittleren jährlichen Leistungsabgabe von WEK über Häufigkeitsverteilungen von stündlichen oder 10minütigen Mittelwerten der Windgeschwindigkeit dar.

Die Eigenschaften einer übergeordneten Betriebsführung eines WEK können zu einer Erweiterung dieser Beschreibung zwingen. Die Betriebsführung kann z.B. bewirken, daß

- der WEK stillgelegt ist, wenn der Mittelwert innerhalb des letzten Meßintervalls Δt der Windgeschwindigkeit einen oberen Grenzwert $V_{\text{Grenz, oben}}$ überschreitet (Vermeidung von häufigen An- und Abschaltvorgängen bei Sturm);
- der WEK stillgelegt ist, wenn der Mittelwert innerhalb des letzten Meßintervalls Δt der Windgeschwindigkeit einen unteren Grenzwert $V_{\text{Grenz, unten}}$ unterschreitet (Vermeidung von häufigen An- und Abschaltvorgängen bei Schwachwind).

Dies führt zu einer Kopplung des Stundenmittelwertes der abgegebenen Leistung des WEK an den vorherigen Mittelwert der Windgeschwindigkeit. Bei der Bestimmung der mittleren jährlichen Leistungsabgabe müssen die Wahrscheinlichkeiten des Auftretens der Fälle

$$\begin{aligned} V(t_n) = V \text{ und } V(t_n - \Delta t) > V_{\text{Grenz, oben}} \\ \text{oder} \\ V(t_n) = V \text{ und } V(t_n - \Delta t) < V_{\text{Grenz, unten}} \end{aligned}$$

berücksichtigt werden. Sie können über die bedingten Wahrscheinlichkeitsdichten $h(V(t_n), V(t_n - \Delta t) = V_{\text{Grenz}})$ erfaßt werden.

Wird diese Beschreibung der sequentiellen Abfolge innerhalb der Windgeschwindigkeitszeitreihe auf $h(V(t_n), V(t_n - \tau))$ erweitert, liegt eine Beschreibung der Zeitreihe als Markovscher Prozeß vor. Auf diese Form der Charakterisierung einer Zeitreihe wird in Kapitel 5 ausführlich eingegangen.

Die Integration von Speichern in RES erfordert eine Erweiterung des zu untersuchenden Parametersatzes durch die Zustandsbeschreibung des Speichers $S(t)$. Da Speicher in RES einen Ausgleich der zeitlichen Fehlanpassung von Energieerzeugung und Verbrauch bewirken sollen, ist ihr Zustand immer von der genauen zeitlichen Abfolge der Systemzustände abhängig:

$$(2.6.6) \quad dS/dt = f(M(t), LB(t), K(t), L(t), S(t), R(t), A(t))$$

mit M : Parameter der Meteorologie
 LB : Parameter des Lastbedarfs
 K : Parameter der Konverter
 L : Parameter der Last
 S : Parameter des Speichers
 R : Parameter der Regelung
 A : Parameter des Hilfsenergieerzeugers .

Im allgemeinen sind die übrigen Zustandsgrößen des Sytemes in Form algebraischer Gleichungen vom Speicherzustand abhängig:

$$(2.6.7) \quad \begin{aligned} K(t) &= f_1(S(t), M(t), LB(t), K(t), A(t), R(t), L(t)) \\ A(t) &= f_2(S(t), M(t), LB(t), K(t), A(t), R(t), L(t)) \\ L(t) &= f_3(S(t), M(t), LB(t), K(t), A(t), R(t), L(t)) \\ R(t) &= f_4(S(t), M(t), LB(t), K(t), A(t), R(t), L(t)) \end{aligned}$$

Für dieses Gleichungssystem ist ein trägheitsloses Verhalten der Konverter angenommen; die oben beschriebenen nicht instantanen Charakteristika von WEK und PV-Generatoren sind vernachlässigt. Ebenso ist die mit (2.6.7) beschriebene Regelung einfach, da ihr Schaltverhalten nur vom momentanen Systemzustand abhängt.

Das DGL-System (2.6.6-7) ist wegen der endlichen Größe von Speichern immer nichtlinear und erfordert zur exakten Lösung eine nu-

merische Integration mit den Zeitfunktionen der Meteorologie und des Lastbedarfs als Eingangsgrößen.

Abhängig von der speziellen Struktur des RES kann untersucht werden, welche reduzierten Informationen über die Zeitreihen eine näherungsweise Bestimmung integraler Betriebsdaten ermöglicht.

3. Der regenerative Deckungsgrad von Wind/Solar-Hybrid Systemen mit Pb-Batterie und H₂-Speichersystem - Ein Beispiel für die Berechnung des energetischen Verhaltens von RES durch Zeitschrittsimulation

Die exakte Berechnung des Betriebsverhaltens von RES kann nur über die numerische Integration eines DGL-Systems entsprechend Gl. (2.5.5.1-2) erfolgen. Das DGL-System stellt ein mathematisches Modell des Verhaltens der einzelnen Komponenten des RES und ihrer Wechselwirkungen dar. Als Eingangsdaten für die exakte Berechnung müssen die Zeitfunktionen der dem System von außen aufgeprägten Parameter der Meteorologie und des Lastbedarfs bekannt sein.

Als Informationen über die Zeitfunktionen der äußeren Parameter liegen im günstigen Fall Zeitreihen von Mittelwerten dieser Parameter über Zeiträume von 1 Sekunde bis 1 Tag vor. Diese Daten können als Eingangsgrößen für Zeitschrittsimulationsverfahren auf Computern verwendet werden. Zeitschrittsimulationsverfahren stellen eine Näherung der numerischen Integration für endliche Zeitinkremente dar.

In diesem Kapitel soll durch ein Zeitschrittsimulationsverfahren über die Berechnung des integralen Betriebsparameters "regenerativer Deckungsgrad" das energetische Verhalten einer Klasse von RES charakterisiert werden.

Der Parameter "regenerativer Deckungsgrad" (F) gibt an, zu welchem Anteil der Lastbedarf des Verbrauchers eines RES durch die Energiebereitstellung der regenerativen Konverter gedeckt wird. $F=1$ charakterisiert ein System, in dem der Lastbedarf vollständig, d.h. ohne den Einsatz von Hilfsenergie, durch die regenerativen Konverter abgedeckt wird.

Die untersuchte Klasse von RES wird durch Systeme gleicher Struktur (Abb. 3.1) gegeben, die sich durch die Auslegungsgrößen der einzelnen Komponenten unterscheiden.

Das Kapitel hat folgenden Aufbau:

Zuerst werden Systemstruktur, mathematische Modelle der Komponenten, Struktur des Simulationsprogrammes sowie verwendete

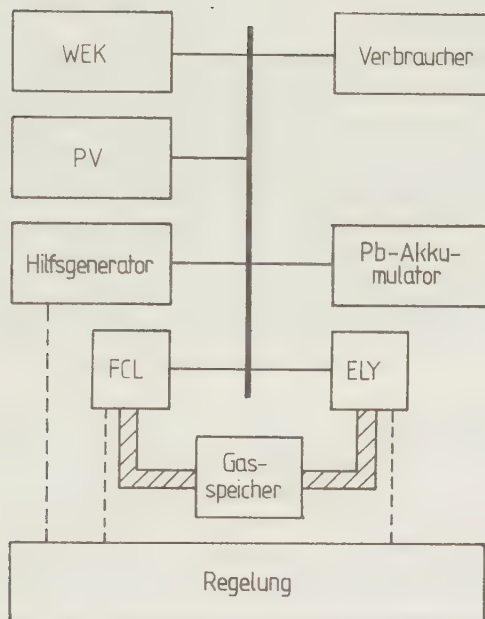


Abb. 3.1

Struktur von Wind/Solar-Hybrid-Inselsystemen.

Die Systeme sind durch die Verwendung der Speichertechnologien Pb-Akkumulator und H_2 -Speichersystem (ELY : Elektrolyseur , FCL : Brennstoffzelle) gekennzeichnet. Die Komponenten sind über eine Gleichspannungsschiene gekoppelt.

meteorologische Eingangsdaten vorgestellt. Als exemplarisches Ergebnis von Zeitschrittsimulationen folgt dann die Darstellung der Abhängigkeit des regenerativen Deckungsgrades von den Auslegungsparametern des Systemes bei gleichen meteorologischen Eingangsdaten. Mit Hilfe dieser Zusammenhänge lassen sich Unterklassen von Systemen bilden, die sich in ihrem energetischen Verhalten qualitativ unterscheiden. Zwei Unterklassen (Systeme, deren Speicher tägliche Fluktuationen der meteorologischen Eingangsdaten ausgleichen können und autonome Systeme) werden in nachfolgenden Kapiteln eingehender behandelt. Am Schluß des Kapitels werden einige Charakteristika des energetischen Verhaltens mit Eigenschaften der meteorologischen Eingangsparameter korreliert, um einen Ansatz zur direkten Bestimmung des Zusammenhanges Meteorologie - Systemverhalten aufzuzeigen.

3.1 Die Struktur des untersuchten Systems

Gegenstand der folgenden Untersuchungen sind Wind/Solar-Hybrid-Inselsysteme mit zwei verschiedenen Speicherkomponenten: Bleiakkumulator und H₂-Speichersystem. Die in Abb.3.1 dargestellte Systemstruktur ist eine Konkretisierung der in Abb.2.1 gezeigten allgemeinen Struktur. Die Systeme sind durch die Kopplung aller Komponenten über eine Gleichspannungsschiene gekennzeichnet. Untersuchungen zu Systemen ähnlicher Struktur wurden z.B. von Gabler <Gabler 85>, Blok und Koautoren <Blok 86> und Ter Horst und Koautoren <Ter Horst 86> durchgeführt. Gegenüber den dort behandelten Systemen sind die hier untersuchten Systeme durch die Hinzufügung des H₂-Speichersystemes (Elektrolyseur, Gasspeicher und Brennstoffzelle) gekennzeichnet.

Diese Systemstruktur ist der bestehenden Struktur und den vorgesehenen Erweiterungen des elektrischen Versorgungssystems des Energielabors der Universität Oldenburg <Gabler 85> angenähert. Ebenso ist die im folgenden dargestellte mathematische Modellierung der Komponenten an den in Oldenburg betriebenen Aggregaten orientiert und zum Teil von konkreten Betriebserfahrungen gestützt.

3.2 Die Systemkomponenten und ihre mathematische Modellierung

3.2.1 Der PV-Generator

Die in dieser Arbeit verwendete mathematische Beschreibung des Betriebsverhaltens eines PV-Generators bezieht sich auf eine monokristalline Silizium-Technologie. Zellen dieses Typs bilden einen Teil des am Energielabor betriebenen PV-Generators (AEG MQ 36-0). Die mathematische Modellierung dieses Generators ist bereits beschrieben worden (<Gabler 85>).

Der Generator ist modular aufgebaut. Ein Modul besteht aus in Reihe geschalteten einzelnen Solarzellen. Mehrere in Reihe geschaltete Module bilden einen Strang. Mehrere parallel geschaltete Stränge bilden den gesamten Generator. Durch Variation der Anzahl der parallelen Stränge lassen sich Modelle von Generatoren verschiedener Nennleistung realisieren. Die Anzahl der in Serie geschalteten Module wird für alle Auslegungsvarianten konstant gehalten.

Das Betriebsverhalten einer Zelle läßt sich durch ihre U/I Kennlinie beschreiben. Für eine gegebene Spannung U_z an den Klemmen der Zelle läßt sich der von der Zelle abgegebene Strom über:

$$I_z = I_f(G, T_z) - I_{01}(T_z) * (\exp(e * (U_z + I_z * R_s) / \alpha k T_z) - 1)$$

$$(3.2.1.1) \quad - I_{02}(T_z) * (\exp(e * (U_z + I_z * R_s) / \beta k T_z) - 1)$$

$$- (U_z + I_z * R_s) / R_p$$

bestimmen. Die dabei verwendete Nomenklatur ist:

I_z : Zellenstrom; U_z : Zellenspannung; T_z : Zelltemperatur

I_f : Photostrom (einstrahlungsabhängig)

I_{01}, I_{02} : Sperrströme

R_s : Serienwiderstand einer Zelle; R_p : Parallelwiderstand

e : Elementarladung

k : Boltzmannkonstante

α, β : Parameter

Für den Generator AEG MQ 36-0 wurde der entsprechende Parametersatz experimentell bestimmt <Beyer 83>.

In dem vorliegenden Simulationsprogramm werden thermische Effekte vernachlässigt. Es wird eine konstante Zelltemperatur von 25° Celsius angenommen. Die sich mit diesem Parametersatz ergebende Kennlinienschar einer Zelle des Generators ist in Abb. 3.2.1.1 dargestellt.

Der Generator wird in direkter Kopplung an die Gleichspannungsschiene des Systems betrieben. Wie in <Gabler 85> experimentell nachgewiesen, läßt sich für diese Betriebsbedingungen die Beschreibung des Generatorverhaltens vereinfachen, wenn angenommen wird, daß der Generator bei Spannungen $U_{gen} < 0.4$ Volt/Zelle betrieben wird. In guter Näherung läßt sich die vom Generator abgegebene Leistung dann über

$$(3.2.1.2) \quad P_{PV}(t) = G(t) * c * U_{gen}$$

mit c = Übertragungsfaktor

beschreiben. Für die nachfolgend dargestellten Ergebnisse wurden zwei Varianten des Simulationsprogrammes verwendet, die zur Berechnung der Leistung des PV-Generators auf (Gl. 3.2.1.1) oder (Gl. 3.2.1.2) zurückgreifen.

3.2.2 Der WEK

In dieser Arbeit wird eine mathematische Beschreibung von WEK verwendet, die sich auf die Technologie des am Energielabor betriebenen Aggregats Aerowatt 4100 FP7G bezieht. Dieses spezielle Aggregat ist in seinen elektrischen Komponenten an der Universität Oldenburg modifiziert worden. Dadurch ergeben sich hier Unterschiede zu der von <Gabler 85> gegebenen Betriebscharakteristik. Ausführliche Beschreibungen des WEK finden sich in <Gerdes 86>.

Aus Messungen von Stundenmittelwerten der abgegebenen elektrischen

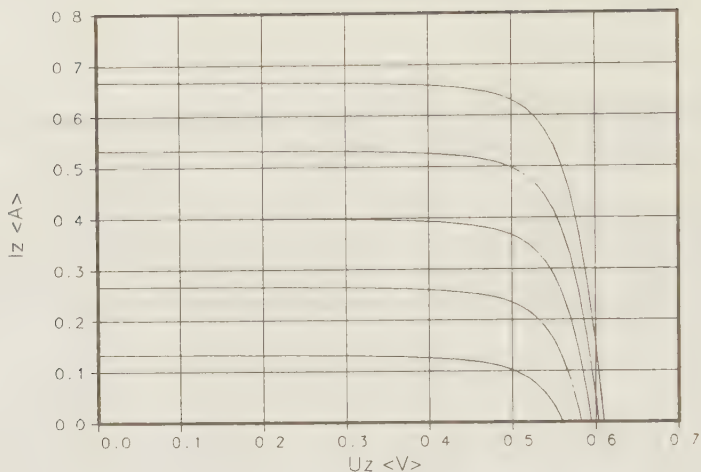


Abb. 3.2.1.1

Normiertes Kennlinienfeld des untersuchten PV-Generators. Dargestellt ist die U/I-Kennlinienschar einer Zelle des Generators bei unterschiedlichen Einstrahlungswerten und einer Zelltemperatur von 25°C.

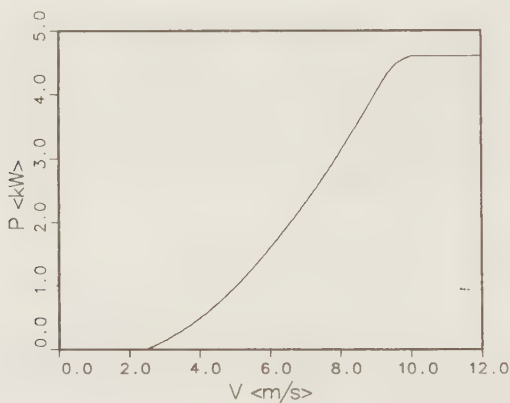


Abb. 3.2.2.1

Kennlinie des untersuchten WEK.

Dargestellt ist die mittlere stündliche Leistungsabgabe P_{wek} in Abhängigkeit von der mittleren Windgeschwindigkeit in Nabenhöhe.

schen Leistung (für die im Herbst 1987 gegebene Konfiguration) in Abhängigkeit vom Stundenmittelwert der Windgeschwindigkeit wurde die in dieser Arbeit verwendete Leistungscharakteristik des WEK bestimmt (Abb.3.2.2.1).

Die Abhängigkeit der Leistungsabgabe des WEK von dem Betriebszustand des gesamten Systemes (charakterisiert durch den Zustand der Batterie) ist durch diverse Widrigkeiten noch nicht quantitativ formuliert. Hinderungsgründe waren und sind:

- Betriebsstörungen des WEK
- Umbauten am elektrischen System des Energielabors
- Die zentrale Komponente des elektrischen Systems, die Pb-Batterie, ist bisher weder praktisch noch theoretisch (auch in der vorliegenden Literatur) hinreichend behandelt. Wesentliche Zusammenhänge für das Verhalten des WEK im Systemverbund sind damit noch unerfaßt.

Daher wird die in Abb. 3.2.2.1 gegebene Charakteristik des WEK als mittlere Charakteristik angenommen, die keine Kopplung an weitere Systemparameter aufweist.

Eine Variation des Auslegungsparameters "WEK-Größe" erfolgt durch Skalierung der Leistungsabgabe des WEK. Dabei bleibt die relative Form der $P_{std}(V_{std})$ -Charakteristik unverändert. Dies wird durch die von Aerowatt angebotene Baureihe von WEK, für die bei variiertem Durchmesser normierbare Leistungscharakteristiken angegeben werden, nahegelegt.

3.2.3 Die Pb-Batterie

Das mathematische Modell der Pb-Batterie beruht auf Angaben der Firma VARTA <VARTA 79> über das Betriebsverhalten von Batterien der Bauart OPzS. Es liegen dabei nur Angaben über das Verhalten der Batterien bei konstanten äußeren Betriebsbedingungen vor. Das vorgestellte Modell bedarf deshalb der Erweiterung für den in RES typischen Betrieb bei variablen Eingangsgrößen.

Das Modell gibt außer den eigentlichen Batterie-Charakteristiken auch das Verhalten einer externen Über- und Unterspannungsüberwachung wieder.

Das zu modellierende Batterie-Aggregat wird charakterisiert durch

- die Anzahl der in Serie geschalteten Zellen und
- die auf einen zehnstündigen Entladestrom bezogene Ampere-stundenkapazität.

Für die Simulationsrechnungen wurde die Nennkapazität der Batterie bei gleichbleibender Zellenzahl variiert. Das Modell beschreibt die Abhängigkeit der Zustandsgrößen der Batterie von den effektiven Lade- bzw. Entladeströmen. Der Zustand der Batterie wird nach <Witte 69> beschrieben durch die Parameter

Ladezustand: $Q_{BAT} = \text{Amperestundeninhalt} / \text{Nennkapazität}$

Tiefe der letzten Entladung: $LADT : \text{Amperestundeninhalt nach der letzten Entladung}$

Ladefaktor: $LADF : \text{Zustandsparameter im Ladebetrieb (Definition siehe (Gl.3.2.3.2) weiter unten)}$

Batteriespannung: U_b .

Für die Zeitschrittsimulation wird die Entwicklung der Zustandsparameter während eines Zeitschritts t_n der Länge Δt bestimmt. Die Spannung U_b wird dabei mit der Zellenzahl, der Lade- bzw. Entladestrom I_b mit der Nennkapazität der Batterie normiert. Es wird zwischen den beiden Betriebszuständen Laden und Entladen unterschieden.

Für den Ladebetrieb gilt:

$$(3.2.3.1) \quad U_b(t_n) = f_1(I_b(t_n), LADF(t_n - \Delta t))$$

$$LADF(t_n) = 0 \quad \text{für } I_b(t_n - \Delta t) < 0 \text{ (Entladung)}$$

$$(3.2.3.2) \quad LADF(t_n) = (Q_{BAT} - LADT) / (1 - LADT) \quad \text{sonst}$$

$$(3.2.3.3) \quad Q_{BAT}(t_n) = Q_{BAT}(t_n - \Delta t) + I_b \cdot \Delta t \cdot \eta / \text{Nennkapazität}$$

mit η : Amperestundenwirkungsgrad (Laden) .

Die funktionale Beziehung (3.2.3.1) wird in <Witte 74> durch ein Kennlinienfeld gegeben. Zur numerischen Behandlung im Simulationsprogramm wird es in Form von Wertetabellen verwendet. Die Annahme eines konstanten Amperestundenwirkungsgrades (0.95) ist eine Näherung. In <Facinelli 86> wird ein vom Ladezustand und Ladestrom abhängiger Ah-Wirkungsgrad angegeben. Über ein Betriebsjahr von RES (PV-Generator, Pb-Batterie und Last) werden dort mittlere Ah-Wirkungsgrade vom 0.92-0.98 bestimmt.

Zusätzlich muß im Modell berücksichtigt werden, daß für den Betrieb einer Pb-Batterie eine obere Grenzspannung von 2.4 Volt pro Zelle empfohlen wird. Eine Spannungsüberwachung wird dadurch realisiert, daß bei Überschreitung der Grenzspannung eine vollständige oder teilweise Trennung der Batterie von den sie ladenden Aggregaten erfolgt.

Im Modell wird die Existenz einer Spannungsüberwachung durch eine Begrenzung des Ladestroms beschrieben. Es wird bestimmt, welcher Ladestrom die Bedingung

$$(3.2.3.4) \quad U_b(I_{bb}, LADF) \leq 2.4 \text{ Volt/Zelle}$$

erfüllen würde (Abb.3.2.3.1). Mit diesem Strom wird die der Batterie im untersuchten Zeittakt noch zuführende Ladungsmenge bestimmt. Die Differenz:

$$(3.2.3.5) \quad I_{dif} = I_b - I_{bb}$$

wird als Überschußstrom ausgewiesen, der im System nicht genutzt werden kann.

Für den Entladebetrieb gilt:

$$(3.2.3.6) \quad U_b(t_n) = f_e(QBAT(t_n - \Delta t), I_b(t_n)) ; I_b < 0$$

$$(3.2.3.7) \quad QBAT(t_n) = QBAT(t_n - \Delta t) + I_b(t_n) * \Delta t / \text{Nennkapazität} .$$

Der Zusammenhang zwischen Ladezustand, Endladestrom und Batteriespannung ist in <Witte 69> in Form einer Kennlinienschar

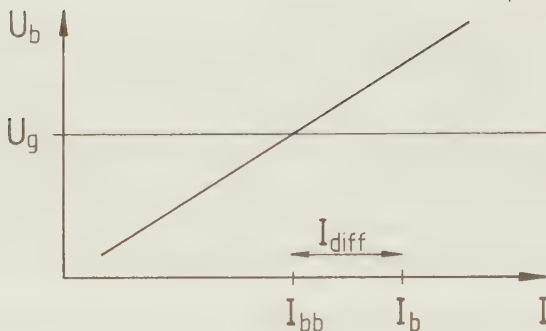


Abb. 3.2.3.1

Schematische Darstellung zur Bestimmung des Ladestromes I_{bb} , der von der Batterie ohne Überschreitung der Ladeschlußspannung aufgenommen werden kann. I_{bb} ist durch $U_b(LADF, I_{bb}) = U_g = 2.4 \text{ V}$ bestimmt. Die Differenz I_{diff} zum vom System maximal angebotenen Ladestrom I_b wird als Überschußstrom bestimmt.

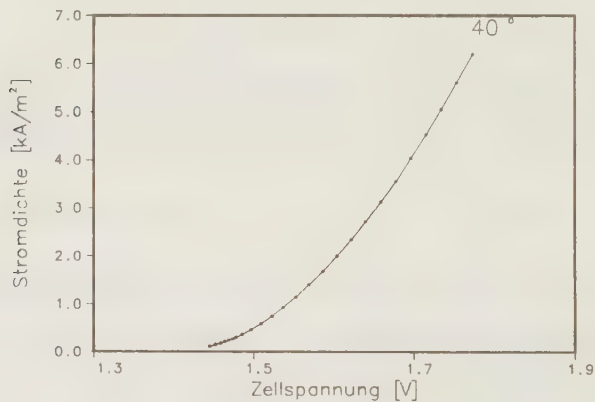


Abb. 3.2.4.1

U/I -Charakteristik des untersuchten Elektrolyseurs. Angegeben sind die Spannung einer Zelle und der auf die Elektrodenfläche normierte Strom. Die Kennlinie wurde für eine Betriebstemperatur von 40°C ermittelt. (Nach <Müller 87>)

dargestellt.

Die Beschreibung des Verhaltens eines Unterspannungsschutzes erfolgt analog der Beschreibung des Überspannungsschutzes. Wenn der Unterspannungsschutz aktiviert werden muß, wird ein Differenzstrom ausgewiesen. Damit wäre der Lastbedarf in diesem Zeitraum aus dem Batteriespeicher nicht zu decken.

3.2.4 Das H₂-Speichersystem

Das H₂-Speichersystem besteht aus drei Komponenten:

- Elektrolyseur (Umwandlung elektrischer Energie in H₂ / O₂)
- Gasspeicher
- Brennstoffzelle (Umwandlung H₂ / O₂ in elektrische Energie)

Der Elektrolyseur

Modelliert wird das Betriebsverhalten eines alkalischen Wasser-Elektrolyseurs bei direkter Kopplung an eine Gleichspannungsschiene. Elektrolyseure dieser Bauart werden an der Universität Oldenburg experimentell untersucht <Müller 87>. Die dabei gewonnenen Kennlinien werden für die Modellierung verwendet.

Die folgende Darstellung bezieht sich auf einen Elektrolyseur, der sich durch

- alkalischen Elektrolyten
- Raney-Nickel Elektroden
- PVC-Diaphragmen

charakterisieren läßt.

Abb. 3.2.4.1 zeigt die gemessene U/I-Kennlinie einer Zelle bei einer Zelltemperatur von 40°C. Der Strom ist als auf die effektive Zellenfläche bezogene Stromdichte dargestellt. Diese Kennlinie wurde in Form einer Wertetabelle im Simulationsprogramm verwendet. Temperatureffekte aufgrund zeitlich variabler ohmscher Verluste in den Zellen wurden nicht berücksichtigt.

Ein konkreter Elektrolyseur wird durch die Anzahl in Serie geschalteter Zellen und die Gesamtzellenfläche (Fläche einer einzelnen Zelle * Anzahl von parallel geschalteten Zellensträngen)

charakterisiert.

Die Bestimmung der produzierten Gasmengen (angegeben in Normkubikmetern [Nm³]; Nomenklatur: V_{xxx} : Gasmenge in Nm³) erfolgt über:

$$(3.2.4.1) \quad I_{eiy}(t_n) = f(U_{eiy}(t_n)) \quad (\text{Kennlinie})$$

$$(3.2.4.2) \quad V'_{heiy}(t_n) = (I_{eiy}(t_n) * \text{Zellenzahl} * \Delta t * V_{mol}) / (2 * \text{FARAD})$$

$$(3.2.4.3) \quad V'_{oeiy}(t_n) = 1/2 * V'_{heiy}(t_n)$$

mit: V_{heiy} : produzierte H₂ Menge [Nm³]

V_{oeiy} : produzierte O₂ Menge [Nm³]

V_{mol} : Molvolumen [Nm³/mol]

FARAD : Faradaykonstante [C/mol] .

Der Stromwirkungsgrad ist hier als 1 angenommen. Damit ist die Menge des umgewandelten Wasserstoffs proportional zum Elektrolysestrom. Der Wirkungsgrad des Elektrolyseurs läßt sich direkt aus der gegebenen Zellenspannung bestimmen:

$$(3.2.4.4) \quad \text{ETA}_{eiy}(t_n) = U_{th} / U_{eiy}(t_n)$$

U_{th} ist die isotherme, reversible Zersetzungsspannung bei 25°C Bezugstemperatur (1.23 V). Eine Variation der Zellenfläche führt über die Veränderung der Stromdichte zu verschiedenen Wirkungsgraden bei gleichen Strömen.

Die Speicherung der Produktgase erfolgt in Druckgasspeichern. Zum Laden der Speicher müssen die Gase komprimiert werden. Die dafür benötigte Energie wird im Modell näherungsweise durch die Berechnung der isothermen Kompressionsarbeit berücksichtigt:

$$(3.2.4.5) \quad P_{sth} * \Delta t = (\text{isotherme Kompressionsarbeit}) / \text{ETA}_{komp}$$

mit P_{sth} : elektrische Leistungsaufnahme der Kompression .

Durch den Wirkungsgrad ETA_{Komp} (Annahme: $\text{ETA}_{\text{Komp}} = 0.45$) werden die Verluste im Kompressor abgeschätzt.

Die Brennstoffzelle

Das mathematische Modell einer Brennstoffzelle lehnt sich an Messungen an, die an der Universität Oldenburg an einem Brennstoffzellenaggregat der Firma Varta durchgeführt wurden (Klatt 88).

Dieses Aggregat ist durch:

- alkalischen Elektrolyten
- Raney-Nickel Elektroden
- H_2/O_2 Betrieb

charakterisiert. Eine experimentell bestimmte U/I-Kennlinie ist in Abb.3.2.4.2 dargestellt. Nach Normierung der Kurve mit Zellenzahl und Zellenfläche wird sie in Form einer Wertetabelle im Simulationsprogramm verwendet.

Für eine durch Zellenzahl und Zellenfläche bestimmte Brennstoffzelle werden die Betriebsparameter analog den Parametern des Elektrolyseurs über

$$(3.2.4.6) \quad I_{fcl}(t_n) = f(U_{fcl}(t_n))$$

$$(3.2.4.7) \quad V'_{hfc1}(t_n) = (I_{fcl}(t_n) * \text{Zellenzahl} * \Delta t * V_{m01}) / (2 * \text{FARAD})$$

$$V'_{ofcl}(t_n) = 1/2 * V'_{hfc1}(t_n)$$

bestimmt.

Der energetische Wirkungsgrad der Brennstoffzelle ist bei Stromwirkungsgrad 1 durch

$$(3.2.4.8) \quad \text{ETA}_{fcl}(t_n) = U_{fcl}(t_n) / U_{th}$$

gegeben. Er ist wie bei der Elektrolysezelle auf die isotherme reversible Zersetzungsspannung U_{th} bezogen. Auch hier führt eine Vergrößerung der Zellenfläche zu höheren Wirkungsgraden bei gleichen absoluten Strömen.

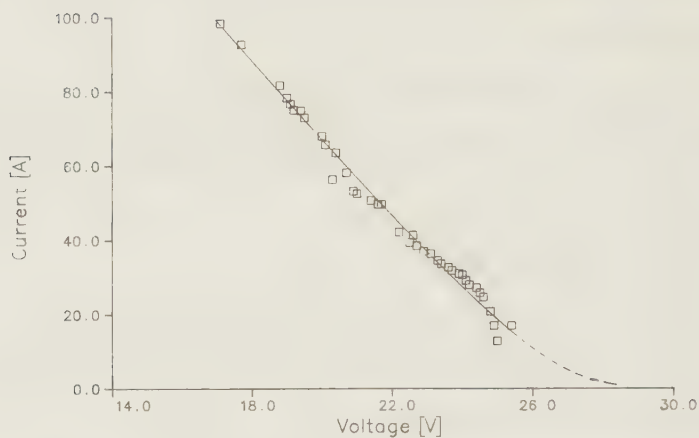


Abb. 3.2.4.2

U/I-Charakteristik eines Brennstoffzellenaggregats (Zellenzahl: 30, Zellenfläche: 187 cm²). Die Kennlinie wurde bei einer Betriebstemperatur von 40°C ermittelt. (Nach <Klatt 88>).

Der Gasspeicher

In dem vorgestellten Modell wird eine Speicherung der Produktgase Wasserstoff und Sauerstoff in Druckgasspeichern (Druckflaschen) beschrieben. Die Größe der Speicher wird durch ihren Inhalt an Normkubikmetern Gas V'_{stnenn} bei Nenndruck p_{nenn} bestimmt:

$$(3.2.4.9) \quad V'_{stnenn} [Nm^3] = p_{nenn} * V_{metrisch} * V_{mol} / (\tilde{R} * T_{st})$$

mit $\tilde{R}$: Gaskonstante

T_{st} : Temperatur des Speichers (Annahme 300K) .

Da die im folgenden dargestellten Rechnungen für H_2 - und O_2 -Speicher analog sind, wird auf die Beschreibung des O_2 -Speichers verzichtet. Die nachfolgende Darstellung bezieht sich auf den H_2 -Speicher.

Wird der Speicher be- oder entladen, so wird der aktuelle Speicherinhalt $V'_{st}(t_n)$ über die Bilanzierung:

$$(3.2.4.10) \quad V'_{st}(t_n) = V'_{st}(t_n - \Delta t) + V'_{e1y}(t_n)$$

bzw.

$$(3.2.4.12) \quad V'_{st}(t_n) = V'_{st}(t_n - \Delta t) - V'_{fcl}(t_n)$$

bestimmt. Der sich nach Ladung oder Entladung ergebende neue Gasdruck $p_{st}(t_n)$ im Tank wird durch

$$(3.2.4.13) \quad p_{st}(t_n) = V'_{st}(t_n) * p_{nenn} / V'_{stnenn}$$

bestimmt. Würde der neue Druck $p_{st}(t_n)$ den Nenndruck p_{nenn} des Speichers übersteigen, wird mit

$$(3.2.4.14) \quad V'_{ab}(t_n) = ((p_{st}(t_n) - p_{nenn}) * V'_{stnenn}) / p_{nenn}$$

die Gasmenge bestimmt, die vom Speicher ohne Überschreitung des Nenndrucks nicht aufgenommen werden kann. Diese Gasmenge wird als

im System nicht nutzbarer Überschuß ausgewiesen. Die aktuellen Werte von $V_{st}(t_n)$ und $p_{st}(t_n)$ werden den Nennwerten gleichgesetzt. Bei Annäherung an einen unteren Grenzdruck wird analog eine Differenzgasmenge als aus dem Speicher nicht zu deckender Bedarf berechnet.

3.2.5 Der Verbraucher

Es wird ein konstanter Lastbedarf angenommen, der immer vollständig - notfalls über den Einsatz von Hilfsenergie - gedeckt wird:

$$(3.2.5.1) \quad P_{last}(t) = \text{konst.}$$

3.2.6 Der Hilfsgenerator

Das hier verwendete Modell des Hilfsgenerators ist ebenfalls einfach. Der Hilfsgenerator gibt im Betrieb seine Nennleistung ab. Die Nennleistung entspricht dem Lastbedarf:

$$(3.2.6.1) \quad P_{mot}(t) = P_{last}(t) = \text{konst.}$$

3.2.7 Die Regelung

In der Komponente "Regelung" wird die Betriebsführung des Systems mit Ausnahme des Über- und Unterspannungsschutzes der Batterie und der Drucküberwachung der Gasspeicher durchgeführt. Die Betriebsführung soll die vollständige Deckung des Lastbedarfs sicherstellen.

Es sind die folgenden Schaltmöglichkeiten vorgesehen:

- Hilfsgenerator: ein/aus
- Elektrolyseur: Aktivierung von verschiedenen Konfigurationen (Der Elektrolyseur ist in mehrere, parallel geschaltete Blöcke aus in Reihe geschalteten Zellen aufgeteilt. Die Zahl der Blöcke und der in Reihe geschalteten Zellen kann variiert werden).
- Brennstoffzelle: Schaltung analog zu der des Elektrolyseurs

In Systemen ohne H_2 -Speicherkomponente bleibt nur der Zustand des Hilfsgenerators als freier Regelparameter. Soll die Last sicher

gedeckt werden, muß der Hilfsgenerator aktiviert werden, wenn die Batterie die benötigte Leistung nicht mehr bereitstellen kann. In Systemen mit H_2 -Speichersystem wird in diesem Fall zuerst die Brennstoffzelle mit der Last verbunden. Sollten die Gasspeicher nicht weiter entladen werden können, wird der Hilfsgenerator eingeschaltet. Wenn andererseits die Batterie die von den regenerativen Konvertern erzeugte Leistung nicht mehr aufnehmen kann, wird der Elektrolyseur in einer geeigneten Konfiguration in Betrieb genommen.

Die Betriebsführung eines realen Systems kann spannungsgeführt arbeiten. Bei Über- oder Unterschreitung von Spannungsgrenzwerten erfolgt eine Reaktion der Betriebsführung. Die Art der Reaktion ist durch logische Bedingungen gegeben.

Die Wiedergabe dieses Verhaltens der Betriebsführung in einem mit Zeitschritten im Bereich einiger Minuten bis einiger Stunden arbeitenden Simulationsprogramm ist problematisch, da die Schwellwerte im allgemeinen innerhalb eines Zeittaktes überschritten werden. Es bieten sich drei Umgangsweisen mit diesem Problem an:

- Die Schaltreaktion der Betriebsführung erfolgt nach dem Zeittakt. Der Betriebszustand, der für das Ende des Zeittaktes bestimmt wird, kann dabei unzulässig sein (nicht gedeckte Last).
- Die Schaltreaktion erfolgt vor dem Zeittakt. Dies impliziert eine Fähigkeit des Systemes zur Prädiktion.
- Wenn nach einem Zeitschritt ein unzulässiger Betriebszustand bestimmt worden ist, wird durch Iteration der Zeitpunkt des Überschreitens der Schaltschranke innerhalb des Zeitschritts ermittelt. Ab diesem Zeitpunkt wird für den Rest des Zeitschrittes mit dem neuen Schaltzustand gerechnet. Dieses Verfahren ist die beste Näherung für den realen Schaltvorgang. Es hat jedoch durch das benötigte Iterationsverfahren Nachteile für die Einfachheit und die Rechengeschwindigkeit eines Simulationsprogrammes.

Das hier beschriebene Simulationsprogramm arbeitet aus Gründen der Einfachheit mit dem zweiten Verfahren, das im Gegensatz zum ersten Verfahren zu einer konservativen Abschätzung des Deckungsgrades führt.

Die genaue Arbeitsweise des Regelungsmodells wird zusammen mit der Struktur des Simulationsprogrammes beschrieben werden.

3.2.8 Struktur des Simulationsprogrammes

Im Simulationsprogramm wird, ausgehend von der Zeitreihe der Stundenmittelwerte der solaren Einstrahlung und der Windgeschwindigkeit eines Jahres, die Abfolge der Systemzustände bestimmt. Die oben gegebene Beschreibung der Komponenten wurde dafür in FORTRAN-77-Programme umgesetzt. Für die durchgeführten Rechnungen wurden zwei unterschiedliche Programmstrukturen verwendet. Es wird dabei zwischen Systemen mit und ohne Batterie unterschieden:

Die Struktur des Simulationsprogrammes für Systeme mit Batteriespeicher

Die Batterie ist in dieser Struktur die zentrale Komponente, die zur Bestimmung des Systemzustandes verwendet wird.

Der Ablauf der Rechnungen in einem Zeittakt wird im folgenden beschrieben.

Für die Komponenten "regenerative Konverter" und "Last" werden in entsprechenden Programmodulen die Erzeuger- bzw. Lastströme bestimmt. Eingangsparameter sind dabei die Parameter der Meteorologie des aktuellen Zeittaktes und die Batteriespannung des vorhergehenden Taktes. Für den PV-Generator wird dabei das Modell (3.2.1.2) verwendet.

Aufgrund der berechneten Ströme führt die Regelung Schaltungen für den aktuellen Zeittakt durch. Im Programmmodul "Regelung" wird ein Testaufruf des Batteriemoduls ausgeführt. Wird dabei ein Differenzstrom ausgewiesen (bei Über- oder Unterschreitung von Spannungsgrenzen), erfolgt das Setzen von Schaltern. In Systemen ohne H₂-Speicher wird bei Auftreten eines negativen Differenzstromes der Hilfsgenerator eingeschaltet. Ist ein H₂-Speichersystem vorhanden, erfolgen weitere Testaufrufe. Bei Gefahr der Tiefentladung der Batterie wird das Modul "Brennstoffzelle" aufgerufen. Mit dem darin bestimmten Gasverbrauch erfolgt ein Testaufruf des

Moduls Gasspeicher. Kann diese Gasmenge dem Speicher entnommen werden, wird die Brennstoffzelle für diesen Zeittakt aktiviert. Im anderen Fall wird der Hilfsgenerator eingeschaltet. Bei Auftreten eines Stromes, der von der Batterie nicht ohne Überschreitung der oberen Grenzspannung aufgenommen werden kann, erfolgt das Einschalten des Elektrolyseurs. Dabei wird durch Testaufrufe des Elektrolysemoduls und des Batteriemoduls bestimmt, wieviele Elektrolyseblöcke aktiviert werden müssen, um die Batteriespannung unterhalb des Grenzwertes zu halten.

Mit den entsprechenden Schalterstellungen werden in den Modulen "Hilfsgenerator", "Brennstoffzelle" und "Elektrolyse" die jeweiligen Ströme bestimmt. Für die Komponenten des H_2 -Speichersystems werden die verbrauchten bzw. produzierten Gas Mengen ermittelt.

Dann erfolgt der bilanzierende Aufruf des Batteriemoduls. Es wird abhängig von der Strombilanz und dem vorherigen Batteriezustand die Lade- bzw. Entladespannung bestimmt. Trat gegenüber dem vorherigen Zeitschritt ein Wechsel zwischen Lade- und Entladezustand auf, werden die Rechnungen für den momentanen Zeitschritt mit der geänderten Batteriespannung wiederholt. Die neuen Zustandsparameter der Batterie werden berechnet. Es wird ein eventuell auftretender Überschußstrom ausgewiesen (für Systeme ohne H_2 -Speicherkomponente oder mit klein dimensionierter Elektrolyse).

Letzter Schritt eines Zeittaktes ist die Bestimmung des neuen Inhalts des Gasspeichers.

Die Struktur des Simulationsprogrammes für Systeme ohne Batterie

Für Systeme ohne Batteriespeicher wurde eine andere Programmstruktur verwendet. In diesen Systemen entfällt mit der Batterie und der internen Spannungsüberwachung im Batteriemodul auch die dadurch bedingte Spannungsvorgabe. Die Systemspannung kann durch die direkte Kopplung unterschiedlicher Konfiguration der Komponenten variiert werden. In dem hier beschriebenen Simulationsprogramm wird die Systemspannung durch Variation der Anzahl der Elektrolyseur- und Brennstoffzellenblöcke in einem Bereich stabilisiert, der dem Variationsbereich der Klemmenspannung einer Pb-

Batterie entspricht. Die technische Realisierbarkeit dieses Konzept ist noch zu überprüfen.

In dieser Programmvariante werden die oben beschriebenen Modelle der Komponenten in Form von Strom/Spannungs-Charakteristiken verwendet. Zur Vereinfachung wird hier auf einen Hilfsgenerator verzichtet. Hilfsenergie kann dem System von außen in Form von Wasserstoff zugeführt werden.

Der Ablauf der Rechnungen in einem Zeitschritt hat den folgenden Verlauf:

Für die aktuellen meteorologischen Parameter eines Zeitschrittes werden die U/I-Kennlinien des WEK und des PV-Generators mit dem Modell entsprechend (Gl.3.2.2) berechnet.

Im Regelungsmodul wird ein Systemarbeitspunkt berechnet, der sich aus den Erzeugerkennlinien und der Lastkennlinie ergibt. Liegt dieser Arbeitspunkt außerhalb des gewünschten Spannungsbereichs oder ist aus diesen Kennlinien kein Arbeitspunkt zu bestimmen, so werden Brennstoffzelle oder Elektrolyseur geschaltet. Wenn innerhalb des zugelassenen Spannungsbereichs die Bedingung

$$(3.2.8.1) \quad I_{last} > I_{reg}$$

mit I_{last} : Laststrom
 I_{reg} : Summe der Ströme von WEK und PV-Generator

erfüllt ist, wird das Modul "Brennstoffzelle" für verschiedene Konfigurationen (Zellenzahl) aufgerufen, bis sich ein zulässiger Systemarbeitspunkt ergibt. Im Fall

$$(3.2.8.2) \quad I_{last} < I_{reg}$$

erfolgen analoge Aufrufe des Moduls "Elektrolyseur". Abb.3.2.8.1 zeigt in der U/I-Darstellung die Bestimmung des Systemarbeitspunktes.

Mit den durch den endgültigen Systemarbeitspunkt vorgegebenen Ar-

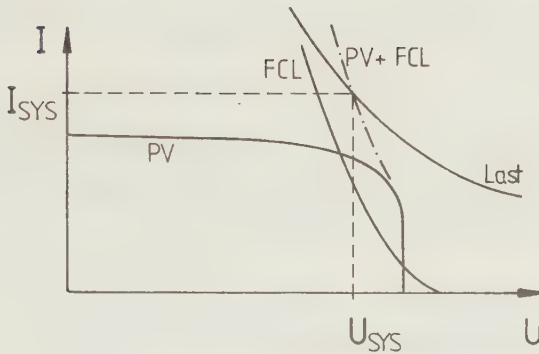


Abb. 3.2.8.1

Schematische Darstellung der Bestimmung des Systemarbeitspunktes von PV-Generator, Verbraucher und Brennstoffzelle.

Gegeben sind die U/I-Kennlinie des PV-Generators "PV" und des Verbrauchers "Last". Die beiden U/I-Charakteristiken weisen keinen Schnittpunkt auf. Der Verbraucher kann vom PV-Generator nicht versorgt werden. Die Ankopplung einer Brennstoffzelle "FCL" führt zu einer Erzeugercharakteristik "PV + FCL". Die Erzeugerkennlinie schneidet die Verbraucherkennlinie bei den Werten U_{sys} und I_{sys} . Damit ist der Arbeitspunkt des Systems bestimmt.

beitspunkten von Brennstoffzelle und Elektrolyseur werden in den entsprechenden Programmodulen die produzierten bzw. verbrauchten Gasmengen bestimmt.

Im Speichermodul wird der neue Speicherinhalt und Speicherdruck bilanziert. Wird dabei eine vom Speicher nicht zu deckende Differenzgasmenge festgestellt, wird ein dieser Gasmenge entsprechender Hilfsenergiebedarf ausgewiesen.

Dieser Algorithmus soll in weiteren Untersuchungen <Schumacher-Gröhn 89> zu einer universellen Programmstruktur erweitert werden, die auch die Behandlung von Systemen mit Batteriespeicher zuläßt.

3.3 Bilanzierung des Betriebsverhaltens über ein Jahr

Nach Verarbeitung der meteorologischen Daten eines Jahres werden die Speicherinhalte des letzten Zeittaktes mit den Startwerten für den ersten Zeittakt verglichen. Überschreitet die Differenz dieser Werte 1% der im System umgesetzten Energiemenge, wird die Rechnung mit neuen Startwerten bis zur Selbstkonsistenz wiederholt. Danach werden die folgenden Parameter bestimmt:

- mittlere Leistungen der Konverter
- mittlerer äquivalenter elektrischer Leistungsbedarf aus den Hilfsenergiequellen
- mittlere elektrische Leistungen von Elektrolyseur und Brennstoffzelle
- mittlere Überschußleistung (von der Batterie nicht aufnehmbare Leistung)
- überschüssige Gasmenge (von den Gasspeichern nicht aufnehmbare Gasmenge)
- mittlere Wirkungsgrade der Speichersysteme.

Aus diesen Parametern können die interessierenden integralen Betriebsdaten bestimmt werden.

3.4 Die meteorologischen Eingangsdaten

Die nachfolgenden Ergebnisse wurden mit meteorologische Daten des Jahres 1982 am Standort Oldenburg bestimmt. Es wurden Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit und der globalen solaren Einstrahlung auf eine 70° nach Süden geneigte Fläche verwendet. Abb.3.4.1 zeigt den Verlauf der Tagesmittelwerte der Daten.

Die Windgeschwindigkeit wurde in 34 Meter Höhe über stark gestörtem Gelände (Außenbezirk der Stadt) gemessen. Der Jahresmittelwert für 1982 ist 3.8 m/s. Auf freiem Gelände am Flugplatz Oldenburg betrug der in 10 Meter Höhe bestimmte entsprechende Mittelwert 3.9 m/s. Die Verwendung dieser - an untypischer Stelle gemessenen - Daten ist deshalb plausibel.

Die Pyranometerneigung entspricht der Ausrichtung des PV-Generators des Energielabors. Der Jahresmittelwert der Globalstrahlung auf die so orientierte Fläche betrug 1982 110 W/m^2 .

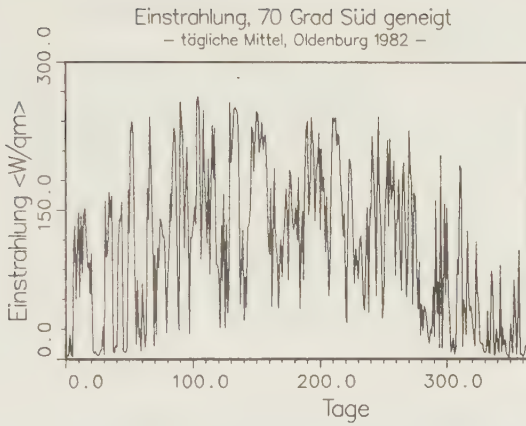


Abb. 3.4.1a

Zeitreihe der solaren Einstrahlung auf eine 70° nach Süden geneigte Fläche. Meßdaten der Universität Oldenburg 1982.

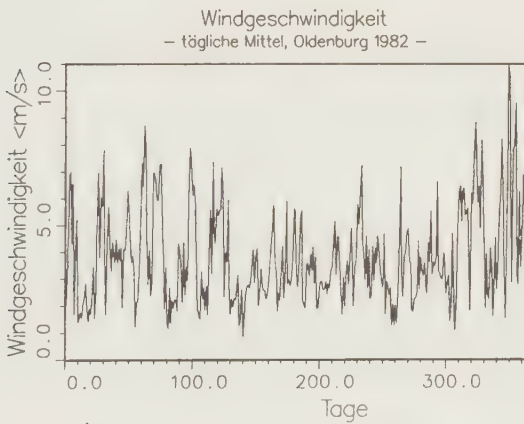


Abb. 3.4.1b

Zeitreihe der Windgeschwindigkeit in 34m Höhe. Meßdaten der Universität Oldenburg 1982.

3.5 Die Bestimmung des regenerativen Deckungsgrades für Systeme verschiedener Auslegung

Für Systeme der oben beschriebenen Struktur (Abb.3.1) wurden Zeitschrittsimulationen durchgeführt. Die Fragestellung war dabei:

Wie hängt der regenerative Deckungsgrad eines solchen Systems am Standort Oldenburg von den Auslegungsparametern

- Größe der regenerativen Konverter,
 - Größe der Speicher und
 - Wirkungsgrad eines Speichersystemes
- ab.

Speicher- und Konvertergrößen werden im allgemeinen auf die Last normiert angegeben. Die hier verwendete Nomenklatur entspricht der in <Gabler 85> verwendeten.

3.5.1 Die Normierung der Auslegungsparameter

Die Größe der regenerativen Konverter wird durch zwei Parameter ausgedrückt:

- regenerative Erzeugung PRG als Maß für die Gesamtgröße der Konverter:

$$(3.5.1.1) \quad PRG = (\langle P_{pv} \rangle + \langle P_{wek} \rangle) / \langle P_{last} \rangle .$$

$\langle P_{pv} \rangle$ und $\langle P_{wek} \rangle$ sind die Jahresmittelwerte der Leistungen von PV-Generator und WEK. Dieser Mittelwert berücksichtigt nicht, ob die erzeugte Leistung im System verwendet werden kann oder als Überschußleistung ausgewiesen wird. P_{last} ist die mittlere von der Last aufgenommene Leistung. Es werden hier nur Systeme betrachtet, bei denen Lastbedarf und gedeckte Last identisch sind.

- Wind/Solar-Verhältnis W/S der relativen Konvertergrößen.

Es gilt:

W/S = 100/0 : System ohne PV-Generator,

W/S = 50/50 : System, in dem PV-Generator und WEK gleiche
mittlere Leistungen erzielen und

W/S = 0/100 : System ohne WEK.

Die Größen PRG und W/S sind für eine feste Last von der durch eine normierte Leistungscharakteristik gegebenen Technologie der Konverter, ihren realen Größen (PV-Zellenfläche, WEK-Durchmesser) und den meteorologischen Bedingungen des untersuchten Standortes abhängig.

Die Speichergrößen werden in auf die Last normierter Form angegeben.

Für die Pb-Batterie gilt:

$$(3.5.1.2) \quad BAT = E_{pb} / \langle P_{last} \rangle [d] .$$

E_{pb} ist der maximale Energieinhalt des Akkumulators. Er wird über die Nennkapazität in Amperestunden und die Nennspannung der Batterie bestimmt.

Das H_2 -Speichersystem wird durch den maximalen Energieinhalt E_{hyst} der Gasspeicher (bei Normtemperatur) und den mittleren Wirkungsgrad der Brennstoffzelle beschrieben:

$$(3.5.1.3) \quad HYST = E_{hyst} * \eta_{fcl} / \langle P_{last} \rangle [d] .$$

Der Wirkungsgrad der Pb-Batterie wird über

$$(3.5.1.4) \quad \eta_{pb} = P_{bat^-} / P_{bat^+}$$

mit P_{bat^+} : mittlere der Batterie zugeführte Leistung
 P_{bat^-} : mittlere der Batterie entnommene Leistung

bestimmt.

Der Wirkungsgrad des H₂-Speichersystems ist durch

$$(3.5.1.5) \quad \eta_{H_2} = \langle P_{fc1} \rangle / (\langle P_{ely} \rangle + \langle P_{st} \rangle)$$

mit $\langle P_{fc1} \rangle$: mittlere Leistungsabgabe der
Brennstoffzelle
 $\langle P_{ely} \rangle$: mittlere Leistungsaufnahme des
Elektrolyseurs
 $\langle P_{st} \rangle$: mittlerer Leistungsbedarf für die
Kompression der Produktgase

gegeben. Er kann durch die Wahl des Betriebspunktes von Elektrolysezelle und Brennstoffzelle variiert werden. Damit wird implizit die erforderliche Elektrodenfläche von Elektrolyse- und Brennstoffzelle verändert. Die Pb-Batterie bleibt für alle Rechnungen in ihrer Charakteristik unverändert.

Die integrale Bewertungsgröße "regenerativer Deckungsgrad" wird über

$$(3.5.1.6) \quad F = (\langle P_{last} \rangle - \langle P_{aux} \rangle) / \langle P_{last} \rangle$$

bestimmt. $\langle P_{aux} \rangle$ gibt die mittlere äquivalente elektrische Hilfsleistung an, die zur Deckung des Lastbedarfs benötigt wird. Die Bedingung $F=1$ ist erfüllt, wenn keine Hilfsleistung im System benötigt wird. Solche Systeme werden im folgenden autonom genannt.

3.6 Der regenerative Deckungsgrad $F(\text{PRG}, \text{W/S}, \text{BAT}, \text{HYST}, \text{ETA}_{h2})$

Von Gabler <Gabler 85> wurde F für Systeme ohne H_2 -Speichersystem ($\text{HYST} = 0$) für den gleichen Standort (meteorologische Daten des Jahres 1983) untersucht. Abb.3.6.1 zeigt eine Zusammenfassung der Ergebnisse.

Für den Standort Oldenburg weisen Systeme mit ungefähr gleichen mittleren Leistungen von PV-Generator und WEK für alle dort untersuchten Werte von PRG und BAT die höchsten Werte von F auf. Dabei wurden die Bereiche $0.5 < \text{PRG} < 1.5$ und $0.5 \text{ d} < \text{BAT} < 15 \text{ d}$ untersucht.

In diesem Bereich erreicht ein reines PV-System ($\text{W/S} = 0/100$) höhere regenerative Deckungsgrade als ein reines WEK-System ($\text{W/S} = 100/0$).

Die Funktionen $F(\text{PRG})$ und $F(\text{BAT})$ für konstantes W/S wachsen monoton bei abnehmender Steigung. Für Systeme mit $\text{W/S} = 50/50$ und $\text{W/S} = 0/100$ ist die Änderung des Gradienten (F/BAT , F/PRG) von F besonders ausgeprägt.

Für die hier durchgeführten Rechnungen wurde der Parametersatz um HYST und ETA_{h2} erweitert. Die untersuchten Parameterbereiche sind:

- * $1.0 < \text{PRG} < 2.0$
- * $0 \text{ d} < \text{BAT} < 60 \text{ d}$
- * $0 \text{ d} < \text{HYST} < 60 \text{ d}$
- * $\text{W/S} = 100/0, 50/50, 0/100$
- * $\text{ETA}_{h2} = 0.48, 0.32$

Zunächst sollen einige Ergebnisse dieser Simulationen vorgestellt werden. Ihre Diskussion erfolgt in Abschnitt 3.7.

Abb.3.6.2a-b - 3.6.4a-b zeigen den Einfluß der Wind/Solar-Kombination auf den regenerativen Deckungsgrad von Systemen mit verschiedenen Speicherkombinationen. Die regenerative Erzeugung beträgt $\text{PRG} = 1.5$ (aufgrund unterschiedlicher Betriebsbedingungen für den PV-Generator in Systemen unterschiedlicher Speicherauslegung schwankt dieser Wert um $\sim 3\%$). Der mittlere Wirkungsgrad

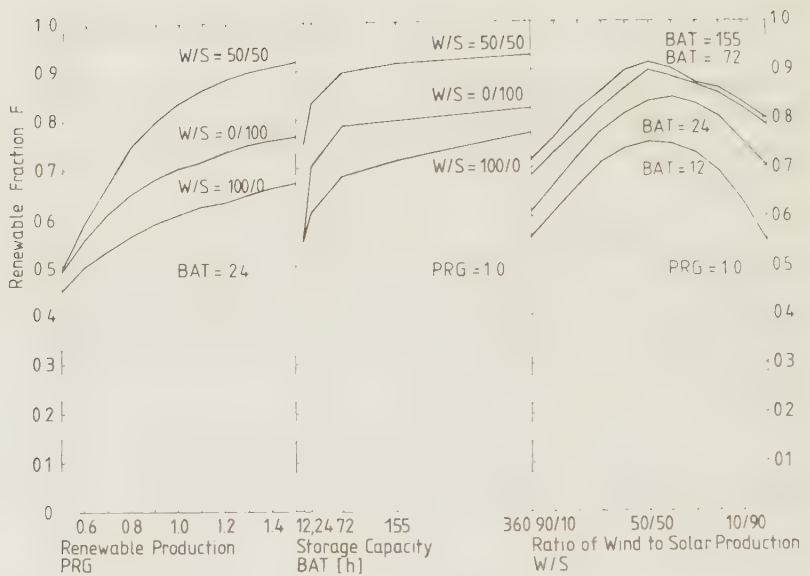


Abb. 3.6.1

Der regenerative Deckungsgrad F von RES mit Batteriespeichern als Funktion der regenerativen Erzeugung PRG , der Speichergröße BAT und des Wind/Solar-Verhältnisses W/S . Systeme, in denen Wind- und Solarenergie kombiniert genutzt werden, weisen generell einen höheren regenerativen Deckungsgrad auf. Die Kurven wurden auf der Basis der meteorologischen Daten von Oldenburg 1983 ermittelt. (Nach <Gabler 85>).

des H_2 -Speichersystems beträgt $ETA_{H_2} = 0.48$. Der mittlere energetische Wirkungsgrad der Pb-Batterie hat den Wert $ETA_{Pb} = 0.87$.

In den Abb. 3.6.2a - 3.6.4a sind Linien gleichen Deckungsgrades als Funktion $BAT(HYST)$ dargestellt. Abb. 3.6.2b - 3.6.4b geben die Funktion $F(HYST, BAT)$ für den Bereich $0d < BAT$, $HYST < 20d$ wieder.

Der Vorteil von Systemen, die zu gleichen Teilen Wind- und Solar-energie nutzen, ist deutlich.

Für die Systeme mit $W/S = 50/50$ und $W/S = 0/100$ ist ein hoher Gradient von F bei kleinen Werten von BAT und $HYST$ zu bemerken. Für reine WEK-Systeme ist diese Eigenschaft schwächer ausgeprägt. Werden Systeme mit kleinen Werten von BAT betrachtet, ist zu erkennen, daß eine Vergrößerung des Batteriespeichers für alle Werte von W/S zu stärkerem Anwachsen des Deckungsgrades führt als eine entsprechende Vergrößerung des Gasspeichers.

Bei den reinen PV- und WEK-Systemen tritt bei dem hier untersuchten Wert von PRG ein qualitativer Unterschied für beide Speichertechnologien auf. Systeme, die ausschließlich über eine H_2 -Speicherkomponente verfügen, können bei dem untersuchten Wert von PRG keine Autonomie ($F=1$) erreichen. Diese Aussage gilt auch bei beliebiger Vergrößerung von $HYST$, da bei den größten hier dargestellten Werten von $HYST$ keine Überschußenergie mehr ausgewiesen wird. Für diese Systeme kann ein unterer Grenzwert von BAT angegeben werden, mit dem Autonomie noch erreicht wird.

Abb 3.6.5 vergleicht das Verhalten der monovalenten Systeme ($W/S = 0/100$, $W/S = 100/0$). Für Systeme mit Gesamtspeichergrößen kleiner als ein halber Tag ist F für WEK-Systeme größer als für PV-Systeme. Bei Speichergrößen zwischen einem halben Tag und 5-8 Tagen kehrt sich dieses Verhältnis um. Bei weiterer Vergrößerung der Speicher haben WEK-Systeme wieder einen Vorteil. Autonomie kann bei gleichem Wert von PRG mit einem WEK-System bei kleineren Speichergrößen erreicht werden.

In Abb.3.6.6 ist die Abhängigkeit des energetischen Verhaltens von der regenerativen Erzeugung PRG dargestellt. Untersucht sind

Systeme mit $W/S = 50/50$ und $ETA_{h_2} = 0.48$. Dargestellt sind die zur Erzielung von Autonomie erforderlichen Speichergrößen. Für Werte von $BAT > 2d$ ist das qualitative Verhalten von F für Systeme mit Werten von $PRG = 1.25, 1.5$ und 2.0 gleich. Bei kleineren Werten von BAT zeigen Systeme mit $PRG = 1.25$ gleiche Eigenschaften wie monovalente Systeme. Es existiert ein unterer Grenzwert für BAT zur Erzielung von Autonomie.

Der Einfluß des Wirkungsgrades des H_2 -Speichersystemes ETA_{h_2} auf das Systemverhalten ist in Abb.3.6.7 dargestellt. Für Systeme mit $W/S = 50/50$ und $PRG = 1.5$ und 1.25 werden Speicherkonfigurationen gegeben, die Autonomie ermöglichen. Es sind Systeme mit $ETA_{h_2} = 0.48$ und 0.32 untersucht. Bei dieser Darstellung sind nur Systeme mit einem Wert von $BAT < 8d$ berücksichtigt. Für größere Werte von BAT ist der Verlauf der Kurven für die Systeme mit unterschiedlichem ETA_{h_2} nicht unterscheidbar. Für Systeme mit $PRG = 1.5$ tritt ein qualitativer Unterschied erst ab BAT -Werten $< 2d$ auf. Systeme deren H_2 -Speichersystem den niedrigen Wirkungsgrad aufweist, benötigen mindestens einen Batteriespeicher der Größe $BAT > 0.2d$, um die Bedingung $F=1$ zu erfüllen.

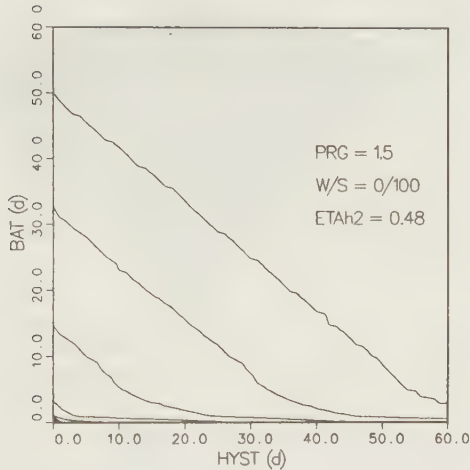


Abb. 3.6.2.a

Linien gleichen Deckungsgrades für RES, die durch $PRG = 1.5$ und $W/S = 0/100$ (PV-System) charakterisiert sind. Die Abszisse gibt die normierte Größe der H_2/O_2 Speicher HYST (0 - 60 d) an. Die Ordinate gibt die zur Erreichung eines bestimmten Deckungsgrades notwendige Batteriegröße BAT an. Die oberste Kurve gibt die Konfiguration von Systemen mit dem Deckungsgrad $F=1$ an. Die weiteren Kurven entsprechen Systemen mit um 0.05 vermindertem Deckungsgrad (0.95, 0.90, ...). Die Kurven sind über Interpolation aus einem Netz der Speichergrößenauflösung 1 Tag gewonnen.

Autonomie kann für die hier untersuchten Systeme nur mit Batteriespeichern mit $BAT > 2.5$ Tage erreicht werden. Der Wert von F für speicherlose Systeme (Koordinatenursprung) beträgt 0.35.

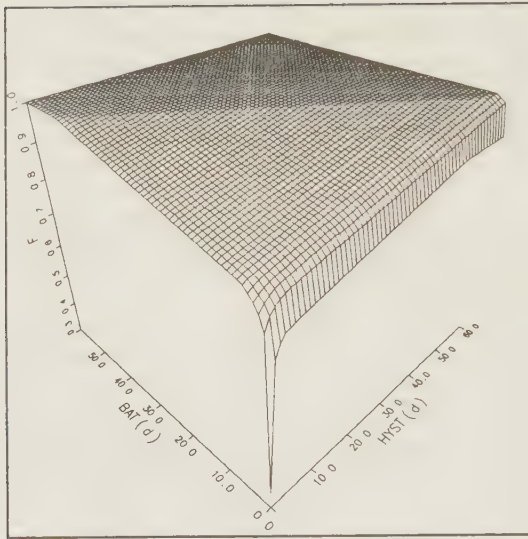


Abb. 3.6.2b

Der regenerative Deckungsgrad F von Systemen mit $PRG = 1.5$, $W/S = 0/100$ in Abhängigkeit von der normierten Speichergröße der H_2/O_2 Speicher (HYST) und des Batteriespeichers (BAT). Dargestellt ist der Bereich $0d < BAT, HYST < 60d$. Der Deckungsgrad steigt von einem speicherlosen System zu Systemen mit Speichern der Größe 1 Tag sprunghaft an. Systeme, die ausschließlich ein H_2 -Speichersystem nutzen, weisen schlechtere Deckungsgrade auf als Systeme, die nur Batteriespeicher nutzen. Auch für große Werte von HYST verbessert der Übergang von $BAT=0$ zu $BAT=1$ den Deckungsgrad F merklich.

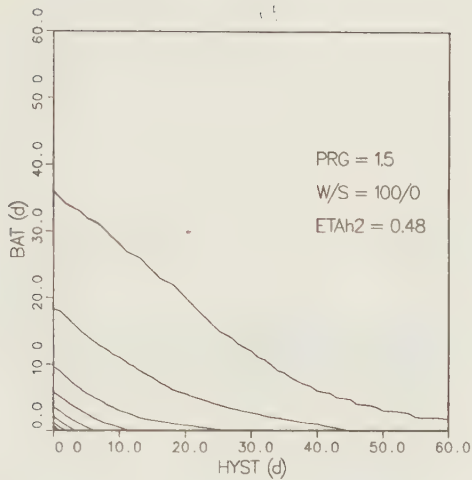


Abb. 3.6.3a

Linien gleichen Deckungsgrades für RES, die durch $PRG = 1.5$ und $W/S = 100/0$ (WEK-System) charakterisiert sind. Gleiche Darstellung wie Abb.3.6.2a.

Autonomie kann von Systemen erreicht werden, die Werte von $BAT > 1.2$ aufweisen. Der Wert von F für Systeme ohne Speicher beträgt 0.53.

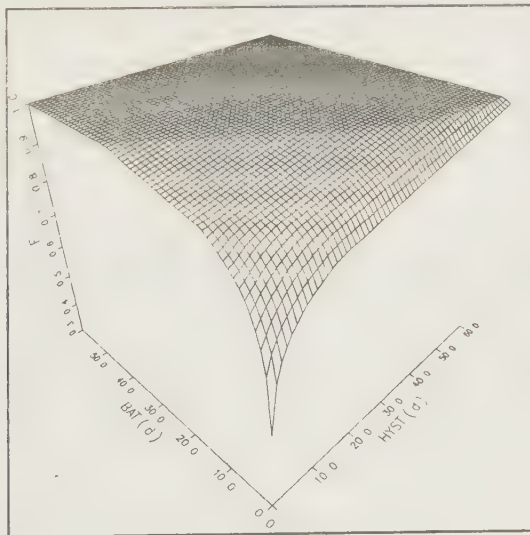


Abb. 3.6.3b

Der regenerative Deckungsgrad von RES mit $PRG = 1.5$ und $W/S = 0/100$ in Abhängigkeit von den normierten Speichergrößen BAT und $HYST$. Gleiche Darstellung wie Abb.3.6.2b.

Der Deckungsgrad wächst gegenüber dem eines PV-Systems gleich-

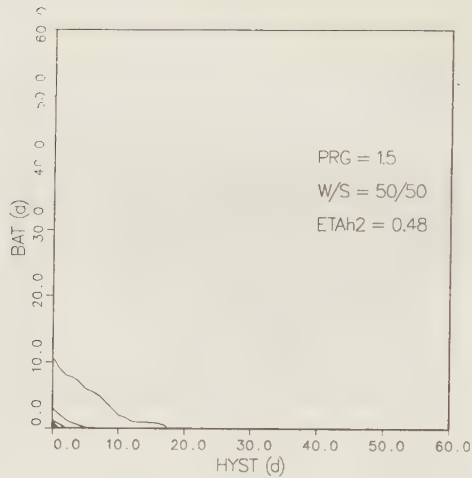


Abb. 3.6.4a

Linien gleichen Deckungsgrades für RES, die über $PRG = 1.5$ und $W/S = 50/50$ (kombinierte Systeme) charakterisiert sind. Gleiche Darstellung wie Abb.3.6.2a. Gegenüber den PV- und WEK-Systemen ist die zur Erreichung eines bestimmten Deckungsgrades F nötige Speichergröße erheblich vermindert. Autonomie ist auch bei $BAT = 0$ Tage erreichbar. Der Wert von F für speicherlose Systeme beträgt 0.57.

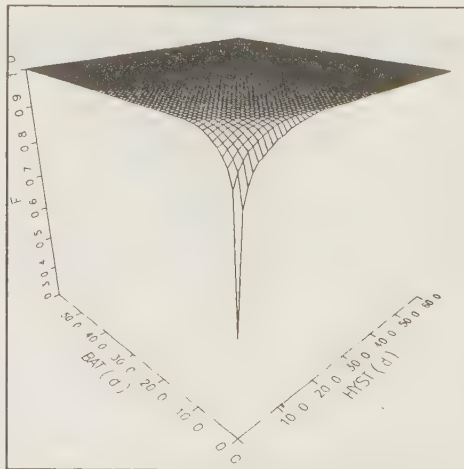


Abb. 3.6.4b

Der regenerative Deckungsgrad von RES mit $PRG = 1.5$ und $W/S = 50/50$. Gleiche Darstellung wie Abb.3.6.2b. Für kleine Speichergrößen ähnelt das Verhalten von F qualitativ dem von PV-Systemen. Der Anstieg von F auf den Wert 1 erfolgt jedoch bei wesentlich geringeren Speichergrößen.

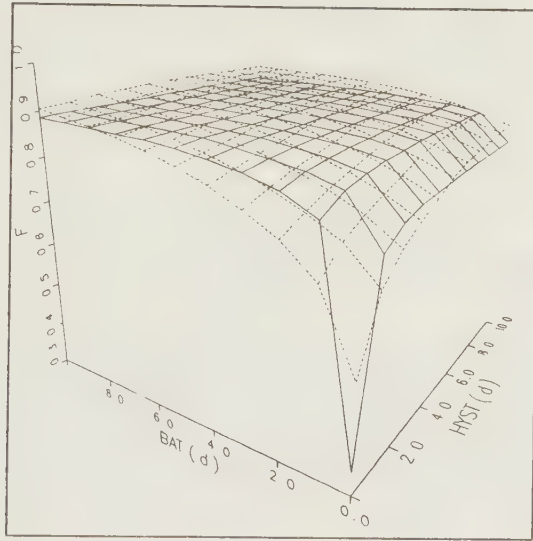


Abb 3.6.5

Vergleich des regenerativen Deckungsgrades von monovalenten ($W/S = 100/0$ und $W/S = 0/100$) RES mit $PRG = 1.5$. Dargestellt sind die Werte von F im Bereich $0d < BAT$, $HYST < 10d$. Das durchgezogene gezeichnete Netz von Werten gilt für PV-Systeme; das unterbrochen gezeichnete für WEK-Systeme. Die F -Flächen schneiden sich bei Speichergrößen $0d < BAT$, $HYST < 1d$ und bei Speichergrößen von ungefähr 5-10 Tagen.

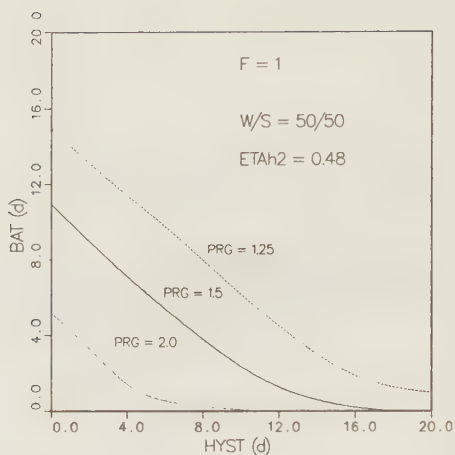


Abb. 3.6.6

Speicherkonfigurationen kombinierter Systeme ($W/S = 50/50$), die Autonomie ($F=1$) ermöglichen. Scharparameter ist die regenerative Erzeugung PRG. Systeme mit $\text{PRG} = 1.25$ benötigen zur Autonomie einen Batteriespeicher mit $\text{BAT} > 0.8$ d. Die Linien gleichen Deckungsgrades sind gegenüber den obigen Darstellungen geglättet.

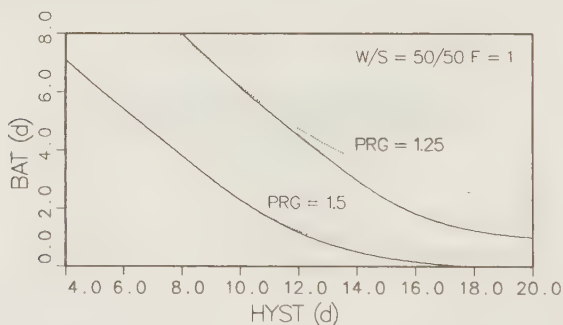


Abb. 3.6.7

Der Einfluß des Speicherwirkungsgrades des H_2 -Systems auf das energetische Verhalten von RES mit $W/S = 50/50$. Gleiche Darstellung wie Abb.3.6.6. Die durchgezogenen Linien entsprechen Systemen mit H_2 -Speicherwirkungsgraden von $\text{ETA}_{h2} = 0.48$; die punktierten Linien solchen mit $\text{ETA}_{h2} = 0.32$. Für $\text{ETA}_{h2} = 0.32$ benötigen auch Systeme mit $\text{PRG} = 1.5$ zum Erreichen von $F=1$ einen Batteriespeicher.

3.7 Eine phänomenologische Deutung des energetischen Verhaltens der untersuchten RES

In diesem Abschnitt wird die Frage behandelt, wie das qualitative Verhalten der Funktion $F(\text{PRG}, \text{W/S}, \text{BAT}, \text{HYST}, \text{ETA}_{h,2})$ über die Kenntnis von einfachen Charakteristika der meteorologischen Eingangsdaten und ihrer direkten Verknüpfung mit den Charakteristika der regenerativen Konverter interpretiert werden kann.

Insbesondere sollen die folgenden vier Eigenschaften von F erklärt werden:

- Am untersuchten Standort haben Wind/Solar-Hybrid-Systeme große Vorteile hinsichtlich F . Autonomie ergibt sich im Vergleich zu monovalenten Systemen für kombinierte Systeme bei kleineren Werten von PRG und BAT, HYST .
- Die Funktionen $F(\text{BAT}, \text{HYST})$ für reine Wind- bzw. reine Solar-Systeme mit gleichem PRG überschneiden sich.
- F weist den höchsten Gradienten bei kleinen Speichergrößen auf.
- F kann für Systeme, die ausschließlich über große Gasspeicher verfügen, durch Hinzufügen einer kleinen Batterie merklich verbessert werden.

3.7.1 Die Häufigkeitsverteilungen des Energieeintrages in Systemen verschiedener Auslegung

Abb. 3.7.1.1a-b zeigen relative Häufigkeiten des Auftretens von Stundenmittelwerten der solaren Einstrahlung und der Windschwwindigkeit. Die Häufigkeitsverteilung der Werte der Einstrahlung wird durch den Tag-Nacht Rhythmus dominiert.

Die zugehörigen Häufigkeitsverteilungen der über die Antwortcharakteristika der Konverter bestimmten Leistungseinträge sind in Abb. 3.7.1.2a-b dargestellt.

Ein PV-Generator (Abb.3.7.1.2a) hat eine durch den Tag-Nacht-Rhythmus bedingte, für RES ungünstige Verteilung des stündlichen Leistungseintrags. Der Verbrauch des Systems muß zu 50% der Zeit ausschließlich aus Speichern oder Hilfsenergiesystemen gedeckt werden. PV-RES ohne Speicher haben immer einen Deckungsgrad F

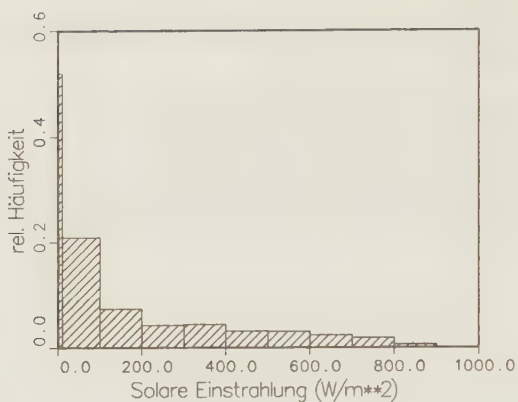


Abb. 3.7.1.1a

Histogramm der relativen Häufigkeiten des Auftretens von Stundenmittelwerten der solaren Einstrahlung auf eine 70° nach Süden geneigte Fläche in Oldenburg 1982. Das Histogramm wurde für Klassen von Einstrahlungswerten bestimmt. Die Balkenbreite entspricht der jeweiligen Klassenbreite.

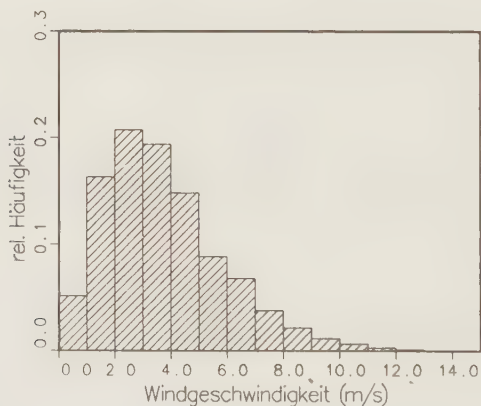


Abb. 3.7.1.1b

Histogramm der relativen Häufigkeiten des Auftretens von Stundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit in Oldenburg 1982.

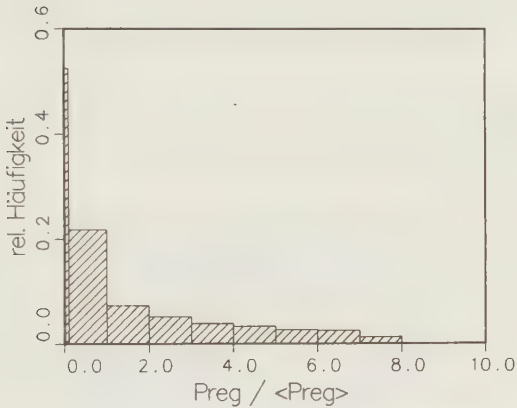


Abb. 3.7.1.2a

Histogramm der relativen Häufigkeiten des Auftretens von Stundenmittelwerten der Leistungsabgabe eines PV-Generators für die in Abb.3.7.1a dargestellte Einstrahlungsverteilung.

Die Leistungswerte sind mit dem Jahresmittelwert der Leistungsabgabe normiert. In über 50% der Zeit hat ein PV-Generator eine Leistungsabgabe $< 1\%$ der mittleren Leistung.

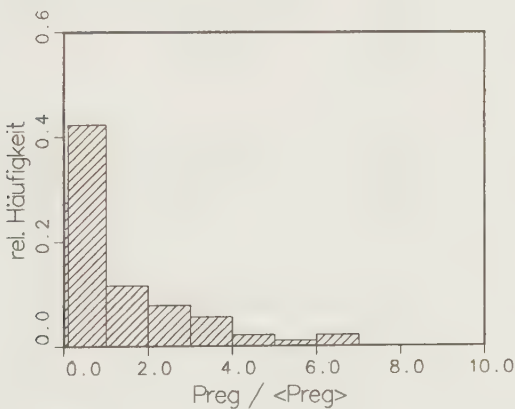


Abb. 3.7.1.2b

Histogramm der relativen Häufigkeiten des Auftretens von Stundenmittelwerten der Leistungsabgabe eines WEK für die in Abb.3.7.1.1b dargestellte Windgeschwindigkeitsverteilung. In 27% der Zeit ist $P_{WEK} < 1\%$ der mittleren Leistung.

von unter 50%. Zudem ist das Verhältnis von mittlerer zu maximaler Leistung ungünstig. Die entsprechenden starken Schwankungen führen zu einem hohen Energiefluß durch einen Speicher.

Die Häufigkeitsverteilung des Leistungseintrags eines WEK zeigt eine etwas günstigere Charakteristik (Abb. 3.7.1.2.b). Jedoch ist auch hier die Varianz des Leistungseintrags hoch.

Abb. 3.7.1.3 stellt die bivariate Häufigkeitsdichte $h(P_{wek}, P_{pv})$ für den mittleren stündlichen Leistungseintrag aus PV-Generator und WEK dar. Die Wahrscheinlichkeit, keinen Leistungsbeitrag der regenerativen Konverter zu erhalten, ist vermindert. Dies ist hauptsächlich auf die auch nächtliche Leistungsabgabe des WEK zurückzuführen ($h(P_{wek}, P_{pv}=0) > 0$). Die Gesamtcharakteristik des regenerativen Leistungseintrags ist jedoch nur gering verbessert.

In Abb. 3.7.1.4 ist die Häufigkeitsverteilung des stündlichen Leistungseintrags eines durch $W/S = 50/50$ gekennzeichneten RES gezeigt. Der Vergleich mit Abb. 3.7.2b zeigt eine starke Ähnlichkeit zu der Charakteristik von WEK-Systemen.

Über diese Häufigkeitsverteilungen kann das qualitative Verhalten des regenerativen Deckungsgrads in Abhängigkeit des Wind/Solar-Verhältnisses verstanden werden. Für die im vorigen Abschnitt untersuchten Systeme mit $PRG = 1.5$ zeigt ein PV-RES für den Punkt $BAT=0$ und $HYST=0$ im Vergleich zu den anderen Systemkonfigurationen einen deutlich geringeren Deckungsgrad. Dieser Nachteil von PV-RES ist durch den Tageszyklus zu erklären.

Wie im vorigen Abschnitt dargestellt, ändert sich das Verhältnis der regenerativen Deckungsgrade von Systemen unterschiedlicher W/S-Kombination, wenn Speicher im System vorhanden sind. Dieses Verhalten kann aus den Häufigkeitsverteilungen von Stundenmittelnwerten nicht erklärt werden.

Qualitative Aussagen über das Verhalten von Systemen mit Speicher lassen sich über Mittelungen der Zeitreihen der meteorologischen Parameter und des Leistungseintrags geben. Abb. 3.7.1.5a-b zeigt die relativen Häufigkeiten von Tagesmittelwerten von Solarstrahlung und Windgeschwindigkeit. Die Häufigkeitsverteilung der

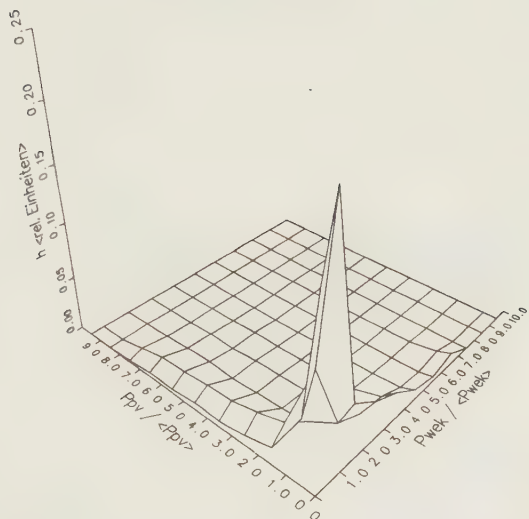


Abb. 3.7.1.3

Die bivariate Häufigkeitsdichte der mittleren stündlichen Konverterleistungen $H(P_{wek}, P_{pv})$ für die meteorologischen Daten von Oldenburg 1982.

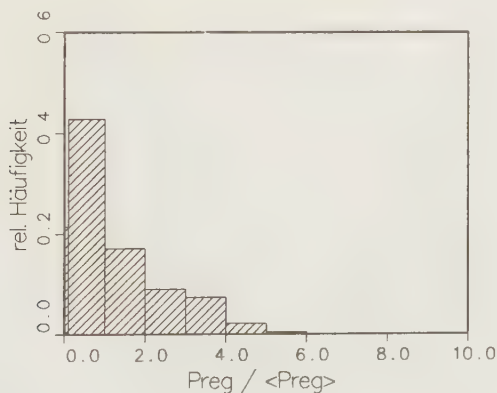


Abb. 3.7.1.4

Histogramm der relativen Häufigkeiten des mittleren stündlichen regenerativen Leistungseintrags $P_{reg} = P_{pv} + P_{wek}$ für kombinierte RES mit W/S = 50/50. Zu 21% der Zeit gilt, daß $P_{reg} < 1\%$ der mittleren Leistung.

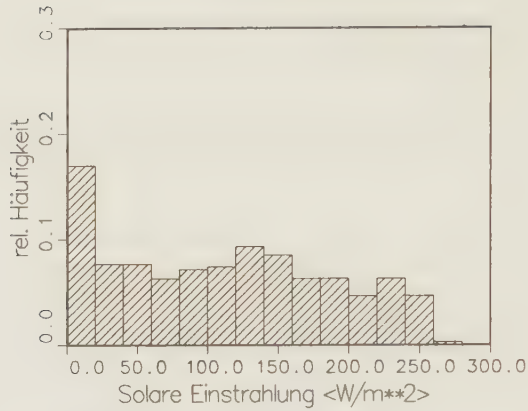


Abb. 3.7.1.5a

Histogramm der relativen Häufigkeiten des Auftretens von Tagesmittelwerten der solaren Einstrahlung.

Gleiche Datenbasis wie Abb.3.7.1.1a. Der Maximalwert der Tagesmittelwerte beträgt $1/3$ des Maximalwertes der Stundenmittelwerte der Einstrahlung. Mittlere tägliche Einstrahlungen $< 10 W/m^2$ treten nicht auf.

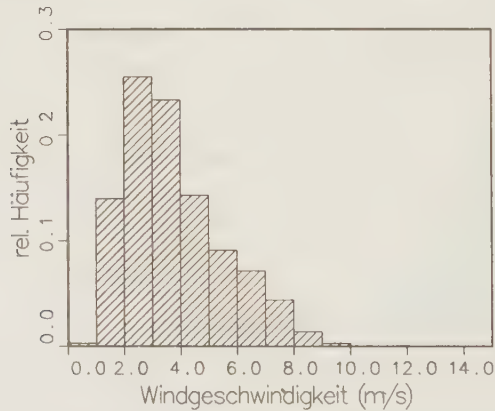


Abb. 3.7.1.5b

Histogramm der relativen Häufigkeiten des Auftretens von Tagesmittelwerten der Windgeschwindigkeit. Die Datenbasis entspricht der von Abb.3.7.1.1b.

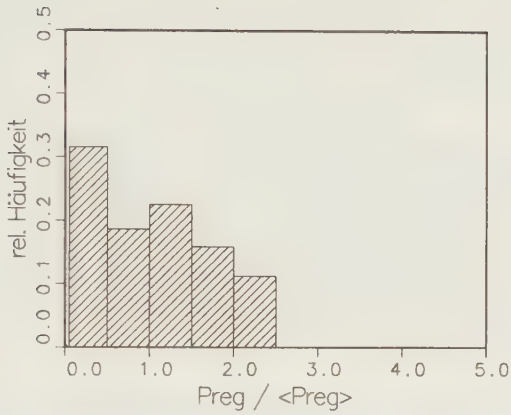


Abb. 3.7.1.6a

Histogramm der mittleren täglichen Leistungsabgabe von PV-Generatoren für die Daten von Oldenburg 1982.

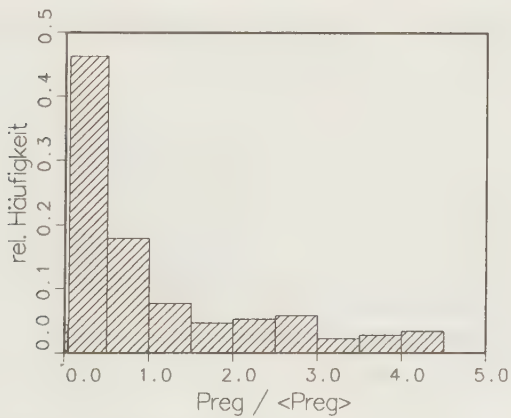


Abb. 3.7.1.6b

Histogramm der mittleren täglichen Leistungsabgabe von WEK für die Daten von Oldenburg 1982.

Windgeschwindigkeitswerte hat sich gegenüber den Stundenmittelwerten nur geringfügig geändert. Für die Solarstrahlung ergibt sich ein neues Verteilungsmuster. Mittlere Einstrahlungswerte von $G = 0 [W/m^2]$ treten nicht auf. Die Streuung der Werte ist gegenüber Stundenmittelwerten erheblich verringert. Für den Leistungseintrag aus WEK und PV-Generator ergibt sich qualitativ das gleiche Bild (Abb. 3.8.1.6a-b).

Die bivariate Häufigkeitsverteilung der Tagesmittelwerte des Leistungseintrags ist in Abb. 3.7.1.7 dargestellt. Für diesen Mittelungszeitraum ist der Vorteil einer gemeinsamen Nutzung von WEK und PV-Generator deutlich. Der Fall, daß die mittlere Leistung beider Konverter 0 ist, tritt nicht mehr auf. Hohe Tagesmittelwerte der WEK-Leistung sind bei niedrigen mittleren Einstrahlungen am häufigsten.

Die Häufigkeitsverteilung des mittleren täglichen Leistungseintrags von $W/S = 50/50$ Systemen ist in Abb. 3.7.1.8 gezeigt. Die Varianz des Leistungseintrags ist nur noch gering. Systeme mit Speichern, die die Fluktuationen des Leistungseintrags innerhalb eines Tages ausgleichen können, zeigen bei der Kombination beider Konverterarten eine erhebliche Verbesserung des Deckungsgrades gegenüber monovalenten Systemen.

3.7.2 Das Verhalten der Standardabweichung des Leistungseintrags bei unterschiedliche Mittelungszeiten

Die Untersuchung des Einflusses einer weiteren Variation der Mittelungszeit auf die Verteilungsfunktion des Leistungseintrags kann in einer Darstellung zusammengefaßt werden. Die Verteilungsfunktionen werden dabei durch die Standardabweichung charakterisiert. Abb. 3.7.2.1 zeigt für die drei untersuchten Typen von Systemen die Abnahme der Standardabweichung σ der Verteilungsfunktion bei zunehmender Mittelungszeit T_m . Die Mittelung wurde dabei gleitend durchgeführt. Die Standardabweichung $\sigma(T_m)$ ist mit dem jährlichen Mittelwert der Zeitreihe normiert.

Diese Darstellung kann auch aus der spektralen Leistungsdichte der Leistungsfluktuationen abgeleitet werden. Die spektrale Leistungsdichte beschreibt die Leistungsfluktuationen im Frequenz-

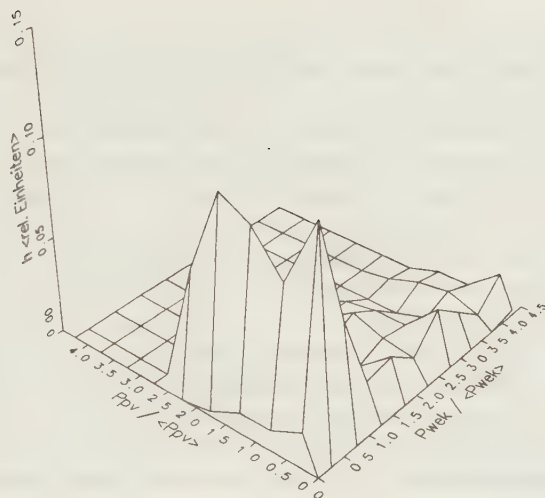


Abb. 3.7.1.7

Die bivariate Häufigkeitsdichte des mittleren täglichen Leistungseintrags von PV-Generator und WEK für Oldenburg 1982.

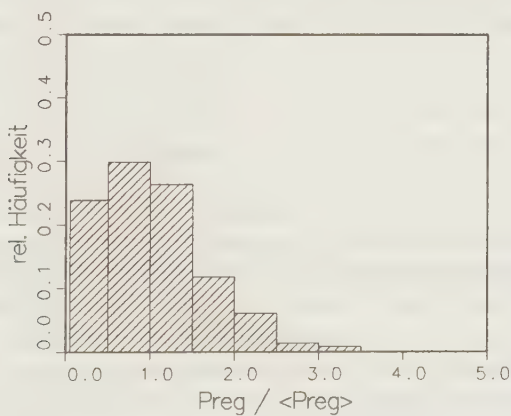


Abb. 3.7.1.8

Histogramm der mittleren täglichen regenerativen Leistung von kombinierten RES mit W/S = 50/50 für Oldenburg 1982.

raum. Die Standardabweichung σ einer Zeitfunktion ist daraus über

$$(3.7.2.1) \quad \sigma^2 = \int S(\tilde{n}) d\tilde{n}$$

mit S : Spektrale Leistungsdichte
 $\tilde{n}$: Frequenz

zu bestimmen. Eine gleitende Mittelung wird in der Frequenzdarstellung als Filter beschrieben:

$$(3.7.2.2) \quad F(\tilde{n}) = ((\sin(\pi \tilde{n} T_m)) / (\pi \tilde{n} T_m))^2$$

mit T_m : Mittelungszeit .

Die Standardabweichung der Zeitfunktion nach einer gleitenden Mittelung ist dann über

$$(3.7.2.3) \quad \sigma(T_m)^2 = \int S(\tilde{n}) F(\tilde{n}) d\tilde{n}$$

beschrieben. Wenn bei der Vergrößerung von T_m eine starke Verringerung von $\sigma(T_m)$ auftritt, ist der Beitrag von Fluktuationen der Frequenzen im Bereich $n > 1/T_m$ zu der Varianz der Zeitfunktion hoch. Der Tageszyklus der Leistungsabgabe eines PV-Generators ist so in dieser Darstellung deutlich zu erkennen.

Für alle Mittelungszeiten weist ein kombiniertes System die geringsten Standardabweichungen des regenerativen Leistungseintrags auf.

Für das kombinierte und das PV-System zeigt $\sigma(T_m)$ einen starken Abfall im Bereich $T_m = 1h$ bis $T_m = 1d$, entsprechend dem Tagesgang der Solarstrahlung. Diese Eigenschaft von σ korreliert mit dem starken Gradienten von F im Bereich kleiner Speichergrößen.

Der Verlauf von σ und F für WEK-Systeme ist dagegen gleichmäßiger. Ein Tag-Nacht-Rhythmus der Windgeschwindigkeit ist kaum ausgeprägt.

Die Funktionen der Standardabweichung des Leistungseintrags in PV- und WEK-Systemen können mit der Relation der Deckungsgrade

dieser Systeme bei unterschiedlichen Speichergrößen in Beziehung gesetzt werden. Dem besseren Verhalten von PV-Systemen bei mittleren Speichergrößen entspricht der niedrigere Wert von $\sigma(T_m)$ für Mittelungszeiten dieser Größenordnung. Ebenso spiegelt sich der höhere Wert von F für WEK-Systeme bei sehr kleinen (< 1 Tag) und sehr großen Speichergrößen in der Darstellung der mittelungszeitabhängigen Standardabweichung wieder.

Der große Beitrag des Tageszyklus zu den Leistungsfluktuationen in Systemen mit PV-Generator erklärt das deutliche Anwachsen von F , wenn eine kleine Batterie einem Gasspeicher hinzugefügt wird. Der Energiefluß durch das H_2 -Speichersystem verringert sich bei der hier verwendeten Regelstrategie erheblich (Abb.3.7.2.2). Die Energiedissipation im H_2 -Speichersystem nimmt dadurch entsprechend ab.

Die Untersuchung der Häufigkeitsverteilung des Energieeintrags für verschiedene Mittelungszeiten ermöglicht so eine qualitative Abschätzung des energetischen Verhaltens von RES unterschiedlicher Konfiguration. Für quantitative Aussagen, die auf entsprechenden statistischen Beschreibungen beruhen, muß - wie in Kap.2 gezeigt - auch das sequentielle Verhalten des Energieeintrags bzw. der ihn bestimmenden meteorologischen Parameter explizit ¹⁾ bekannt sein.

Im nächsten Kapitel wird eine Übersicht über verschiedene statistische Modelle gegeben, die das Zeitverhalten der meteorologischen Parameter entsprechend beschreiben. Darauf aufbauend können quantitative Beziehungen zwischen statistischen Parametern der meteorologischen Zeitreihen und des energetischen Verhaltens von RES dargestellt werden.

Zuvor werden im letzten Abschnitt dieses Kapitels die im folgenden hauptsächlich behandelten Systemkonfigurationen kurz eingegrenzt.

1)

Implizit sind Informationen über das sequentielle Verhalten des Leistungseintrags über Gl. 3.7.5 in der Funktion $\sigma(T_m)$ enthalten. Es erscheint jedoch sinnvoller, eine direkte Analyse des Fluktuationsverhaltens der meteorologischen Parameter und damit des Leistungseintrags durchzuführen.

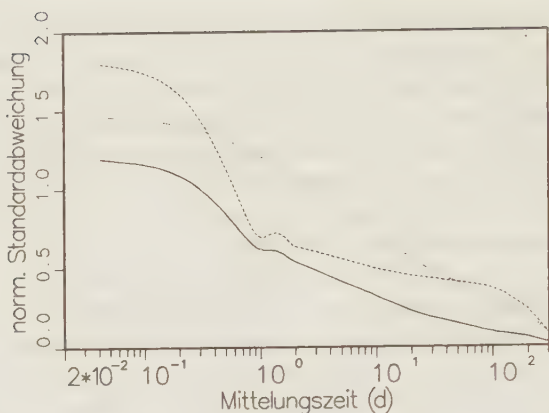


Abb. 3.7.2.1

Die Standardabweichung der Leistungsabgabe von WEK (punktierte Kurve), PV-Generator (unterbrochene Kurve) und der kombinierten Leistungsabgabe von PV-Generator und WEK bei gleicher mittlerer Leistung. Dargestellt ist die Abnahme der Standardabweichung für eine gleitende Mittelung der Daten über anwachsende Zeitintervalle.

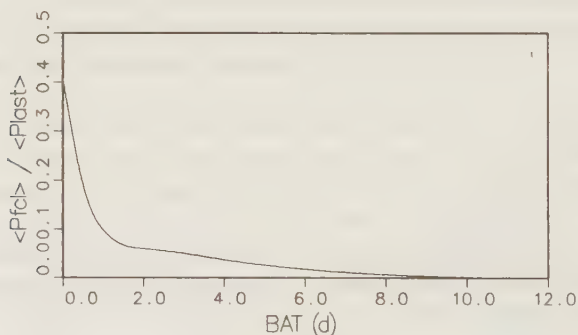


Abb. 3.7.2.2

Die mittlere jährliche Leistungsabgabe einer Brennstoffzelle in einem durch $PRG = 1.5$, $W/S = 50/50$ und $F = 1$ gekennzeichneten RES. Die Kurve gibt den Energiefluß über ein H_2 -Speichersystem an, der notwendig ist, um bei gegebener Größe des Batteriespeichers die Autonomie des Systems sicherzustellen. Beim Übergang von $BAT = 0$ zu $BAT = 1$ tritt eine deutliche Verringerung des Energieflusses über das H_2 -Speichersystem auf.

3.8 Das qualitative Verhalten des Parameters "regenerativer Deckungsgrad" als Kriterium zur Bildung von Unterklassen von Systemen

Die Abhängigkeit des regenerativen Deckungsgrades F von der Speichergröße eines RES zeigt, insbesondere für Systeme mit einem nennenswerten Leistungsbeitrag des PV-Generators, immer ein typisches Verhalten. Wird ein speicherloses System durch einen kleinen (1 Tag) Speicher erweitert, verbessert sich der regenerative Deckungsgrad sprunghaft. Weitere Speichervergrößerungen haben ein wesentlich geringeres Anwachsen von F zur Folge. F nähert sich dann, verglichen mit dem anfänglichen Sprung, langsam einem Sättigungswert, der im günstigen Fall 1 beträgt.

Damit erscheint es sinnvoll, im folgenden zwei Unterklassen der hier behandelten RES zu untersuchen:

- Systeme mit Speichern in der Größenordnung von einem Tag Lastdeckung und
- Systeme, die autonom sind ($F=1$).

Systeme mit Tagesspeichern werden in Kapitel 5 dieser Arbeit näher untersucht; Kapitel 6 gibt weitere Verfahren zur Bestimmung der Konfiguration autonomer Systeme.

4. Statistische Modelle des Zeitverhaltens der Solarstrahlung und der Windgeschwindigkeit

In diesem Kapitel werden statistische Verfahren zur Beschreibung und Modellierung des sequentiellen Verhaltens der meteorologischen Zeitreihen dargestellt.

Motive für die Anwendung eines statistischen Modells der Eingangsdaten zur Berechnung des energetischen Verhaltens von RES sind folgende :

- Für Simulationsverfahren, wie dem oben vorgestellten, werden Zeitreihen der Eingangsdaten über mindestens ein Jahr benötigt. Bei einem Zeittakt von 1 Stunde liegen pro Eingangsparameter 8760 Werte vor. Die meteorologischen Daten eines einzelnen Jahres sind im allgemeinen jedoch nicht repräsentativ für den untersuchten Standort (<Palutikof 87>). Deshalb sollten sich Berechnungen, insbesondere zur Bestimmung der Konfiguration autonomer Systeme, auf Datenbasen beziehen, die mehrere Jahre erfassen. Durch statistische Verfahren sollte die zur Beschreibung der Eingangsdaten notwendige Datenmenge verringert werden können.

- Gemessene Datenreihen der erforderlichen Länge und Detaillierung liegen für die zu untersuchenden Standorte häufig nicht vor. Durch statistische Verfahren können in vielen Fällen aus vorhandenen groben Datenbasen Zeitreihen rekonstruiert werden, die typische Details des Zeitverhaltens der meteorologischen Parameter an diesem Standort wiedergeben.

Die verwendeten Modelle zur Rekonstruktion einer Zeitreihe müssen dafür aus den vollständigen Datensätzen anderer vergleichbarer Standorte entwickelt werden.

- Über Simulationsverfahren bestimmte integrale Betriebsdaten der RES können mit den statistischen Parametern des Modelles der meteorologischen Eingangsdaten korreliert werden. Damit kann die Sensitivität der Betriebsdaten gegenüber Variationen der statistischen Parameter untersucht werden. Auf der Basis dieser Untersuchungen können Auslegungsverfahren begründet werden, die sich auf Nomogramme stützen ("correlation methods").

- Wenn eine statistische Beschreibung der meteorologischen Parameter vorliegt, kann untersucht werden, ob sich mit der Kenntnis von statistischen Charakteristika der Datenreihen direkt Aussagen über das energetische Verhalten von RES treffen lassen. Die dabei verwendeten statistischen Verfahren sollten zu einer Verminderung des Rechenaufwandes führen.

In den folgenden Abschnitten wird eine Übersicht der in der Literatur vorgestellten Modellierungsverfahren für Zeitreihen der Solarstrahlung und der Windgeschwindigkeit gegeben.

Zuvor sei kurz die allgemeine Struktur der hier behandelten Verfahren zur Entwicklung eines statistischen Modells der meteorologischen Parameter aus empirisch gegebenen Zeitreihen dargestellt.

Die Fluktuationen der meteorologischen Parameter weisen sowohl deterministische als auch stochastische Komponenten auf. Deterministische Anteile sind durch die jahreszeitlichen klimatisch bedingten Änderungen gegeben. Diesen Variationen sind durch das "Wetter" gekennzeichnete Fluktuationen überlagert. Die Schwierigkeiten einer Beschreibung (Vorhersage) des Wetters sind allgemein bekannt.

Im folgenden Abschnitt werden wetterbedingte Änderungen der meteorologischen Parameter als rein stochastisch beschrieben. Um diese Beschreibung möglichst einfach zu erhalten, müssen die stochastischen Anteile der Fluktuationen zunächst "rein" dargestellt werden, d.h. die deterministischen Anteile der Änderung der meteorologischen Parameter müssen separiert werden. Für die verbleibenden Residualreihen wird untersucht, ob sich ihr Verhalten durch statistische Modell-Prozesse annähernd wiedergeben läßt. Für die Verwendung meteorologischer Zeitreihen als Eingangsdaten der Bestimmung des Betriebsverhaltens von RES ist im wesentlichen die Wiedergabegenauigkeit von zwei Eigenschaften der Zeitreihen zu untersuchen. Die Bedeutung der Häufigkeitsverteilung der meteorologischen Parameter ist im vorigen Kapitel schon angesprochen worden; die sequentielle Abfolge der Daten, die besonders für RES mit Speichern von Bedeutung ist, wird anhand der Autokorrelationsfunktion der Residualreihen untersucht.

Die Häufigkeitsverteilungen der Residualreihen werden daraufhin analysiert, ob sie sich durch einfache, analytisch beschreibbare Verteilungsfunktionen (Gaußverteilung, Weibullverteilung) annähernd beschreiben lassen.

Bei der Untersuchung des Autokorrelationsverhaltens der Residualreihen hat sich der Versuch als erfolgreich erwiesen, Markov-Prozesse als modellhafte Beschreibung des Wetters zu verwenden. Eine Übersicht über diese Klasse von statistischen Prozessen wird z.B. in <Box 70>, <Feller 68> und <Salas 80> gegeben.

Aus dieser Beschreibung des statistischen Verhaltens der Datenreihen kann jeweils durch Umkehrung der Analyseschritte ein Verfahren zur Synthetisierung von meteorologischen Zeitreihen gewonnen werden. Damit können die in der Einleitung zu diesem Kapitel genannten Anforderungen an die statistische Beschreibung der meteorologischen Parameter teilweise erfüllt werden.

Die folgenden Darstellungen sind dabei auf die Analyse des Verhaltens von Tagesmittelwerten der Windgeschwindigkeit und der Einstrahlung konzentriert. Aus Gründen des Umfangs dieser Arbeit kann das Zeitverhalten von Stundenmittelwerten dieser Parameter nicht mit gleicher Ausführlichkeit behandelt werden. Die gleiche Einschränkung betrifft in stärkerem Maße auch die Untersuchung der bivarianten Statistik der Windgeschwindigkeits- und Einstrahlungsreihen.

4.1 Modellierung und Synthetisierung des Zeitverlaufs der Solarstrahlung

4.1.1 Verfahren zur Modellierung des Zeitverlaufs der mittleren täglichen Einstrahlung

Das Zeitverhalten der Strahlung wird durch zwei Ursachen für Fluktuationen bestimmt:

- Die deterministische Veränderung der astronomischen Bedingungen führt zu einer saisonalen Variation der auf die Lufthülle der Erde auftreffenden Strahlung.
- Die Durchlässigkeit der Atmosphäre für die Solarstrahlung unterliegt stochastischen Fluktuationen des "Wetters" (Bewölkung, Trübung der Atmosphäre). Die Charakteristika dieser Fluktuationen zeigen auch eine saisonale Abhängigkeit.

In Modellierungsverfahren, die den Zeitverlauf der Strahlung möglichst vollständig beschreiben, werden die deterministischen und stochastischen Anteile der Fluktuationen separiert und durch unterschiedliche mathematische Methoden beschrieben.

Der älteste, dem Verfasser bekannte derartige Ansatz wird in der Arbeit von Brinkworth <Brinkworth 77> vorgestellt. Es wird dort eine Modellierung vorgestellt, die auf der Datenbasis der in Bracknell (UK) gemessenen solaren Einstrahlung beruht.

Um den deterministischen saisonalen Trend der Daten zu beschreiben wird eine Einteilung des Jahres in 6 Abschnitte von 60 - 61 Tagen Länge vorgenommen. Innerhalb eines Abschnittes wird angenommen, daß der Trend in der Datenreihe durch eine lineare Näherung zu beschreiben ist.

Die Einstrahlung $G(n)$ für einen Tag n im Abschnitt j wird durch eine Summation von deterministischen und stochastischen Anteilen in der Form:

$$(4.1.1.1) \quad G(n) = B(j) + C(j) \cdot n + u(n)$$

beschrieben. $B(j)$ und $C(j)$ sind Parameter, die durch ein lineares

Regressionsverfahren aus der Messwertereihe bestimmt werden. $u(n)$ ist eine Zufallsvariable, die die Abweichungen der täglichen Einstrahlung von dem Trend des Jahresabschnitts beschreibt.

Um die Charakteristika von $u(n)$ zu beschreiben, wird aus den Messwerten die Residualreihe

$$(4.1.1.2) \quad u_{\text{mess}}(n) = G_{\text{mess}}(n) - (B(j) + C(j) \cdot n)$$

gebildet. Für $u_{\text{mess}}(n)$ wird die Häufigkeitsdichte untersucht. Brinkworth gibt an, daß diese Häufigkeitsverteilung nahezu symmetrisch sei und einer Normalverteilung ähnele.

Zur Beschreibung des Zeitverhaltens der Residualreihe wird deren Autokorrelationsfunktion bestimmt. Abb. 4.1.1.1, die der Arbeit von Brinkworth entnommen ist, zeigt den mittleren Verlauf der Autokorrelationsfunktion. Nur für einen Zeitversatz von 1 und 2 Tagen ist der Betrag des Funktionswertes signifikant größer als Null. Brinkworth nähert den Verlauf der Autokorrelationsfunktion $R(k)$ durch die Beziehung:

$$(4.1.1.3) \quad R(k) = l^k \quad \begin{array}{l} k: \text{Zeitversatz} \\ l: \text{Parameter } (< 1) \end{array}$$

an.

Diese exponentielle Form von $R(k)$ lässt sich theoretisch aus einem Markov Prozeß erhalten, der durch:

$$(4.1.1.4) \quad u(n) = l \cdot u(n-1) + r(n)$$

bestimmt ist. Die Werte $u(n)$ sind so durch eine lineare Abhängigkeit von $u(n-1)$ charakterisiert, der eine stochastische Fluktuation $r(n)$ überlagert ist. Der Prozeß $r(n)$ ist ein weißes Rauschen.

In Abb 4.1.1.1 ist die Autokorrelationsfunktion $R(k)$ von u eingetragen. $R(k)$ gibt das Verhalten der empirischen Funktion gut wieder. Der Wert der Autokorrelationsfunktion beim Zeitversatz 1 [$R(1)$] ist identisch 1. $R(1)$ wird im folgenden Autokorrelationsparameter genannt.

Die von Brinkworth verwendete Beschreibung des stochastischen Anteils der Strahlungsfluktuation (Gl. 4.1.1.2) über einen Markov Prozeß wird auch in den weiteren vorliegenden Arbeiten zu diesem Thema behandelt. Diese Art von Prozessen (Gl. 4.1.1.4) läßt sich nach Box <Box 70> als autoregressiver Prozeß 1. Ordnung klassifizieren. Sie wird im folgenden als AR(1)-Prozeß bezeichnet.

Goh und Tan <Goh 77> und Boileau <Boileau 79> erstellen Modelle zur kurzfristigen (1 Tages-) Vorhersage der solaren Einstrahlung. Auch diese Modelle beruhen darauf, daß einem sich langsam veränderlichen Trend eine stochastische Komponente überlagert wird, die einem AR(1) Prozeß entspricht. Boileau führt in einer weiteren Arbeit (<Boileau 82>) eine genauere Analyse der Häufigkeitsverteilung von Residualreihen der Einstrahlung durch. Dabei wird eine deutliche Asymmetrie der Verteilung ermittelt.

Die Verwendung eines AR(1)-Verfahrens entsprechend (Gl. 4.1.1.4) zur Synthetisierung von Einstrahlungsreihen ist dadurch problematisch. Es kann gezeigt werden, daß lange Realisationen eines AR(1)-Prozesses stets eine Normalverteilung aufweisen. Ein Wert $u(n)$ wird nach (4.1.1.4) ausgehend von einem Anfangswert $u(0)$ der Reihe über:

$$(4.1.1.5) \quad u(n) = 1 \cdot u(0) + \sum_{i=1}^n 1^{n-1} \cdot r(i)$$

bestimmt. $u(n)$ ist durch die Summation unabhängiger stochastischer Variablen $r(i)$ gegeben. Nach dem zentralen Grenzwertsatz der Statistik nähert sich deshalb die Häufigkeitsverteilung einer über ein AR(1)-Verfahren generierten langen Zeitreihe $u(n)$ stets einer Normalverteilung (siehe z.B. <Murphy 85>). Um die Abweichungen des Residualprozesses der Einstrahlung von einer Normalverteilung trotz der Verwendung eines AR(1)-Verfahrens wiedergeben zu können, werden verschiedene Korrekturverfahren vorgeschlagen.

Ein Ansatz zur Behandlung des nicht normalverteilten Residualprozesses wird in einer Arbeit von Amato und Koautoren <Amato 86> dargestellt.

Amato und Koautoren untersuchen die Strahlungsdaten von vier Stationen in Italien: Mailand, Neapel, Ancona und Alghero. Diese Daten werden für ein Modell der Form:

$$(4.1.1.6) \quad G(n,i) = G_f(n) + \sigma_f(n) \cdot u(n,i)$$

mit : $G(n,i)$ Einstrahlung des Tages n im Jahr i
 $G_f(n)$; $\sigma_f(n)$: deterministische Komponenten
 $u(n,i)$: Fluktuationsterm

analysiert. Der mittlere Jahresgang der Einstrahlung $G_f(n)$ wird durch 2 Koeffizienten einer Fourierreihe bestimmt.

$$(4.1.1.7) \quad G_f(n) = G_0 + A1 \cdot \cos(2\pi n/365) + B1 \cdot \sin(2\pi n/365)$$

Über:

$$(4.1.1.8) \quad \sigma(n) = \sqrt{(1/N-1) \cdot \sum_i (G(n,i) - (1/N \cdot \sum_i G(n,i)))^2}$$

mit : N : Zahl der Jahre

wird eine Reihe $\sigma(n)$ der Mittelwerte der Standardabweichung gebildet. Diese Reihe wird durch eine Fourierentwicklung genähert:

$$(4.1.1.9) \quad \sigma_f(n) = \sigma_0 + D1 \cdot \cos(2\pi n/365) + D2 \cdot \cos(4\pi n/365) \\ + E1 \cdot \sin(2\pi n/365) + E2 \cdot \sin(4\pi n/365)$$

Über:

$$(4.1.1.10) \quad u(n,i) = (G(n,i) - G_f(n)) / \sigma_f(n)$$

wird eine Residualreihe bestimmt. Abb. 4.1.1.2 zeigt die Häufigkeitsverteilung der Residualreihe an den verschiedenen Standorten. Es liegt keine Normalverteilung vor.

Der Verlauf der Autokorrelationsfunktion der Residualreihe kann durch eine Exponentialfunktion genähert werden. Das Autokorrela-

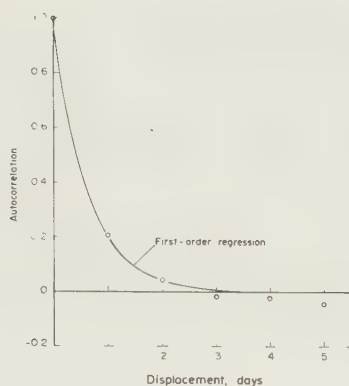


Abb. 4.1.1.1

Mittlere Autokorrelationsfunktion der Globalstrahlung in Großbritannien für den Zeitversatz von 1 d - 5 d. Die Einzelpunkte geben empirische Werte an. Die Kurve gibt den Verlauf einer angepaßten Autokorrelationsfunktion eines AR(1)-Prozesses 1. Ordnung. (entnommen <Brinkworth 77>)

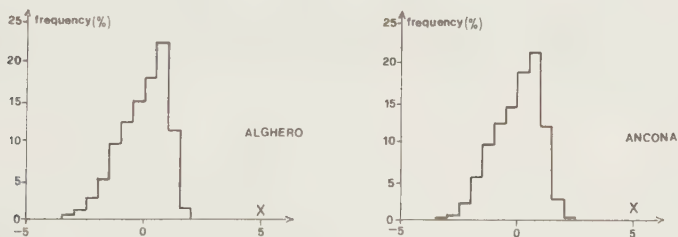


Abb. 4.1.1.2

Relative Häufigkeiten der Residuen X der mittleren täglichen Einstrahlung für 2 Orte in Italien. Die Residuen sind entsprechend Gl. 4.1.1.9 gebildet. Die Häufigkeitsverteilungen sind deutlich asymmetrisch. (entnommen <Amato 86>)

tionsverhalten des Residualprozesses u zeigt damit die einem $AR(1)$ -Prozeß entsprechende Struktur.

Um für eine Zeitreihensynthetisierung trotz der nichtgaußschen Struktur des Prozesses ein $AR(1)$ -Modell anwenden zu können, wird eine Gauß'sche Transformation vorgenommen.

Der Prozeß $u(n,i)$ wird auf einen normalverteilten Prozeß $z(n,i)$ abgebildet. $u(n,i)$ wird dabei über die kumulative Häufigkeitsverteilung beschrieben. Die kumulative Häufigkeitsfunktion F_k eines normalverteilten Prozesses z mit Varianz 1 und Mittelwert 0 ist durch

$$(4.1.1.11) \quad F_k(z) = 1/\sqrt{2\pi} \int_{-\infty}^z \exp(-x^2/2) dx = \text{erf}(z)$$

gegeben. Über die kumulativen Häufigkeiten $F_k(u)$ läßt sich die eineindeutige Abbildung $u \rightarrow z$:

$$(4.1.1.12) \quad \text{erf}(z) = F_k(u)$$

angeben. Jedem Wert von u wird der Wert von z zugewiesen, der die gleiche kumulative Häufigkeit aufweist. Durch die eineindeutige Abbildung von u auf z wird auch die $AR(1)$ -Struktur von u auf z übertragen.

$$(4.1.1.13) \quad z(n,i) = R'(1) * z(n-1,i) + e(n,i)$$

Als Wert des Autokorrelationsparameters des Prozesses z wird von Amato und Koautoren für alle Stationen $R'(1) = 0.33$ angegeben. Der Prozeß $e(n,i)$ ist ein weißes Rauschen. $e(n,i)$ muß eine Varianz von $(1 - R'(1)^2)$ aufweisen, damit $\sigma(z) = 1$ erhalten wird.

Der Ablauf des Synthetisierungsverfahrens, das von Amato und Koautoren beschrieben wird, ist folgender:

Über numerische Standardverfahren wird ein normalverteiltes weißes Rauschen $e(n)$ erzeugt. Von einem Startwert $z(0)$ ausgehend wird über (Gl. 4.1.1.14) eine autokorrelierte Reihe $z(n,i)$ bestimmt. Über die Beziehung (4.1.1.12) werden die normalverteilten Werte $z(n,i)$ in die asymmetrisch verteilte Reihe $u(n,i)$ transformiert. Dazu muß die zu erzielende kumulative

Häufigkeitsverteilung von $u(n)$ vorliegen. Die Reihe der synthetisierten Einstrahlungswerte $G(n,i)$ ist mit den Fourierentwicklungen des mittleren Verlaufs $G_f(n)$ und dem saisonalen Gange der Standardabweichung $\sigma_f(n)$ nach (Gl. 4.1.1.10) gegeben.

Der zur Synthetisierung der Strahlungsdaten eines Standortes benötigte Datensatz besteht bei diesem Verfahren aus den standortspezifischen Werten

- der Fourierkoeffizienten für den mittleren Strahlungsverlauf,
- der Fourierkoeffizienten für den Gang der Standardabweichung und den (für die von Amato und Mitarbeitern untersuchten Standorte) universellen Werten
- der Häufigkeitsverteilung und
- des Autokorrelationsparameters.

In den bisher vorgestellten Methoden zur Modellierung der solaren Einstrahlung wurde für die Separation von deterministischen (G_{det}) und stochastischen (G_{stoch}) Anteilen ein Summenansatz verwendet.

$$(4.1.1.14) \quad G(n) = G_{det}(n) + G_{stoch}(n)$$

Ein Modell, das dem eingangs des Kapitels beschriebenen physikalischen Sachverhalten mehr entspricht, ist die multiplikative Form:

$$(4.1.1.15) \quad G(n) = G_{ex}(n) * K_t(n).$$

K_t beschreibt die Durchlässigkeit der Atmosphäre für die auf die Lufthülle der Erde auftreffende Strahlung G_{ex} . In der englischsprachigen Literatur wird K_t als "clearness index" bezeichnet. Dieser Begriff wird auch im Folgenden verwendet. $G_{ex}(n)$ ist für einen Standort, der durch seine geographische Breite beschrieben ist, über trigonometrische Gleichungen zu bestimmen (siehe z.B. <Duffie 80>). Die Häufigkeitsverteilung des über

$$(4.1.1.16) \quad K_t(n) = G_{mess}(n) / G_{ex}(n)$$

bestimmten clearness index ist, im Fall der Einstrahlungen auf

horizontale Flächen, eingehend untersucht worden. Liu und Jordan <Liu 60> analysieren die monatlichen Häufigkeitsverteilungen täglicher K_t -Werte für mehrere Stationen in den USA. Dabei zeigt sich, daß die Häufigkeitsverteilungen der K_t für Monate mit gleichem langjährigen Mittelwert $\langle K_t \rangle$ des clearness index unabhängig von Standort gut übereinstimmen.

Bendt und Koautoren <Bendt 81> bestätigten diesen Zusammenhang unter Verwendung einer größeren Datenbasis (Einstrahlungsdaten von 90 Stationen in den USA). Im Unterschied zu Liu und Jordan beziehen sich Bendt und Koautoren allerdings nicht auf den langjährigen Monatsmittelwert von K_t sondern auf den Mittelwert einzelner Monate. Für extreme Werte des clearness index treten zwischen den von Liu und Jordan und Bendt und Koautoren bestimmten Häufigkeitsverteilungen Abweichungen auf.

In <Bendt 81> wird ein Modell für die monatliche kumulative Häufigkeitsverteilung des täglichen clearness index K_t angegeben.

$$(4.1.1.17) \quad F_k(K_t) = \frac{(\exp(\tau K_t \cdot K_{t \min}) - \exp(\tau K_t))}{(\exp(\tau K_t \cdot K_{t \min}) - \exp(\tau K_t \cdot K_{t \max}))}$$

mit : τ : Konstante

$K_t \cdot K_{t \min}$: Minimalwert des clearness index

$K_t \cdot K_{t \max}$: Maximalwert des clearness index

Dieses Modell basiert auf einem theoretischen Ansatz, der der statistischen Mechanik entlehnt ist. Die Konstante τ ist so zu wählen, daß der Mittelwert $\langle K_t \rangle$ des clearness index richtig wiedergegeben wird. Bendt und Koautoren zeigen, daß die empirischen Häufigkeitsverteilungen über (Gl. 4.1.1.17) gut wiedergegeben werden können, wenn für den Minimalwert des clearness index $K_t \cdot K_{t \min}$ der Wert 0.05 gewählt wird (Abb. 4.1.1.3). $K_t \cdot K_{t \max}$ wird abhängig vom Monatsmittelwert empirisch bestimmt. Hollands und Huget <Hollands 83> geben eine funktionale Beziehung zwischen $K_{t \max}$ und $\langle K_t \rangle$ an:

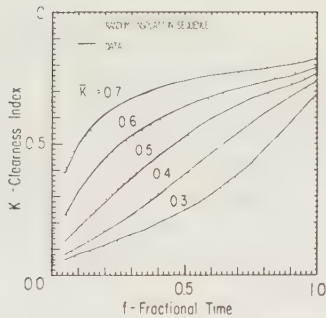


Abb. 4.1.1.3

Kumulative monatliche Häufigkeitsverteilungen des täglichen clearness index (nach <Bendt 81>). Der Bezeichnung "fractional time" entspricht in der hier verwendeten Nomenklatur die Bezeichnung F_k . Scharparameter ist der Monatsmittelwert des clearness index. Die Kurven geben empirische Beziehungen an; die punktierten Linien entsprechen der in <Bendt 81> gegebenen funktionalen Beziehung (Gl. 4.1.1.16). (entnommen <Bendt 81>).

$$(4.1.1.18) \quad K_t \text{ max} = 0.6313 + 0.267 * \langle K_t \rangle - 11.9 * (\langle K_t \rangle - 0.75)^8 \quad 1)$$

In <Hollands 83> wird außerdem ein abweichendes Modell der Häufigkeitsverteilung $F_k(K_t)$ angegeben, das jedoch von ähnlicher Struktur wie (Gl. 4.1.1.17) ist. Es ist anzumerken, daß Hollands und Huget sich bei ihrer Analyse auf die Daten von Liu und Jordan beziehen.

Olseth und Skartveit <Olseth 84> geben Abweichungen von den in <Liu 60> und <Bendt 81> dargestellten Verteilungsfunktionen für höhere geographische Breiten (60°N) an. Die Verteilungen sind durch ein verstärktes Auftreten von extremen Werte von K_t gekennzeichnet. Olseth und Skartveit können auch für diese Daten ein mit dem monatlichen clearness index parametrisiertes Verteilungsmodell angeben. Die Übereinstimmung mit den Daten mehrerer Stationen in ähnlicher geographischer Lage (z.B. Reykjavik, Vancouver, Tromsø) ist gut.

Saunier und Koautoren <Saunier 87> zeigen, daß auch die Verteilung des clearness index in tropischen Breiten nicht von den oben genannten Modellen erfaßt werden kann. Sie erweitern das Modell von Bendt und Koautoren und erhalten, insbesondere durch genauere Untersuchung des Verhaltens des maximalen clearness index K_{max} eines Monats, ein die empirischen Verteilungen gut beschreibendes zweiparametriges ($\langle K_t \rangle, K_t \text{ max}$) Modell.

Graham und Koautoren (<Graham 85>, <Graham 88>) nutzen die dargestellten Kenntnisse über die Häufigkeitsverteilung des clearness index in einem Verfahren zur Synthetisierung von Zeitreihen der mittleren täglichen Einstrahlung.

Sie gehen von einem Modell der Häufigkeitsverteilung des clearness index entsprechend Gl.4.1.1.17 aus. Über eine Gauß'sche Transformation wird analog dem von Amato und Koautoren beschriebenen Verfahren die Reihe der täglichen K_t Werte in eine normalverteilte Reihe transformiert. Für das Zeitverhalten der transformierten Reihe wird ein AR(1)-Modell aufgestellt. Die Verwendung dieses Modells ist durch die exponentielle Form der Autokor-

1)

Der Exponent 8 erscheint nicht sinnvoll, wird aber wiederholt zitiert.

relationsfunktion gerechtfertigt, die bei der Analyse der Daten mehrerer kanadischer Stationen festgestellt wurde. Der für die Synthetisierung von Zeitreihen benötigte Wert des Autokorrelationsparameters wird von Graham und Koautoren als universell angenommen ($R'(1) = 0.29$). Die dadurch verursachten Fehler betrachten Graham und Koautoren als gering, da sich für die einzelnen untersuchten Stationen nur geringfügig abweichende Werte des Autokorrelationsparameters ergaben.

Zur Synthetisierung von Zeitreihen der Solarstrahlung werden die monatlichen Zeitreihen des clearness index mit den entsprechenden Werten der extraterrestrischen Einstrahlung multipliziert. Standortspezifische Zeitreihen können mit diesem Verfahren erstellt werden, wenn die Monatsmittelwerte des clearness index vorliegen.

Ein anderes Verfahren zum Umgang mit den nichtgauß'schen Eigenschaften der K_t -Reihen wird in den Arbeiten von Aguiar und Koautoren (<Aguiar 87>, <Aguiar 88>) verwendet.

Die Reihe der K_t wird durch einen allgemeinen Markov-Prozeß erster Ordnung beschrieben. Ein solcher Prozeß kann durch die bedingte Häufigkeitsverteilung h :

$$(4.1.1.19) \quad h(X(n)) = f(X(n-1))$$

gekennzeichnet werden. Die Häufigkeitsdichte h der Zufallsvariablen X bei Schritt n ist vom Wert der Variablen bei Schritt $n-1$ abhängig. Aus einer gegebenen Zeitreihe X können empirische bedingte relative Häufigkeiten $H(X(n), X(n-1))$ durch einfache Abzählverfahren ermittelt werden. Dazu wird eine Klassifizierung des Wertebereichs von X eingeführt. Für jede Kombination der Klassen C wird die relative Häufigkeit $p(I, J)$ des Auftretens von

$$(4.1.1.20) \quad C(n-1) = I \text{ und } C(n) = J$$

ermittelt. Die $p(I, J)$ werden üblicherweise in Form der Markov'schen Übergangsmatrix $P(I, J)$ angeordnet.

Eine allgemeine Darstellung der Behandlung von Markov-Prozessen

durch die Untersuchung von Übergangsmatrizen wird z.B. in <Feller 70> gegeben.

Die Matrix $P(I, J)$ hat die Eigenschaft, daß der Vektor der relativen Häufigkeit des Auftretens der Klassen $H(I)$ Eigenvektor zum Eigenwert 1 der Matrix ist.

$$(4.1.1.21) \quad H(J) = \sum_i p(I_i, J) * H(I_i)$$

Über die Elemente der Matrix und den Mittelwerten $X(I)$ der einzelnen Klassen kann der Autokorrelationsparameter der Zeitreihe, im Rahmen der durch die Klassifizierung bestimmten Genauigkeit dargestellt werden. Allgemein gilt, daß:

$$(4.1.1.22) \quad R(1) = \frac{[\sum_n X(n) * (X(n-1))] / N - ([\sum_n X(n)] / N)^2}{[\sum_n X(n)^2] / N - ([\sum_n X(n)] / N)^2}$$

Mit den Ersetzungen:

$$\begin{aligned} [\sum_n X(n) * (X(n-1))] / N &: \sum_{I,J} X(I_J) * X(J_I) * H(I_I) * p(I_J, J_I) \\ ([\sum_n X(n)] / N)^2 &: (\sum_J X(I_J) * H(I_J))^2 \\ [\sum_n X(n)^2] / N &: \sum_J H(I_J) * X(I_J)^2 \end{aligned}$$

entsteht der nur durch Matrixparameter bestimmte Ausdruck:

$$(4.1.1.23) \quad R(1) = \frac{[\sum_{J,K} X(I_J) * X(J_K) * H(I_J) * p(I_J, J_K)] - (\sum_J X(I_J) * H(I_J))^2}{[\sum_J H(I_J) * X(I_J)^2] - (\sum_J X(I_J) * H(I_J))^2}$$

Von einem Startwert $X(0)$ ausgehend läßt sich über ein Monte-Carlo-Verfahren eine Zeitreihe $X(n)$ aus der Übergangsmatrix synthetisieren. Für das Synthetisierungsverfahren werden die Übergangselemente $p(I, J)$ zu diskreten kumulierten bedingten Häufigkeitsverteilungen F_{kp} zusammengefaßt:

$$(4.1.1.24) \quad F_{kp}(I, J_k) = \sum_{i=1}^{K_I} p(I, J_i)$$

Über ein in $[0,1]$ gleichverteiltes weißes Rauschen $r(n)$ wird in jedem Schritt ausgehend von der Klasse I des Wertes $X(n-1)$ die Klasse J_k bestimmt, für die gilt:

$$(4.1.1.25) \quad F_{kP}(I, J_{k-1}) < r(n) < F_{kP}(I, J_k)$$

Über eine lineare Interpolation zwischen den entsprechenden Klassengrenzen wird der neue Wert $X(n)$ bestimmt. Innerhalb einer Klasse wird damit eine Gleichverteilung der X generiert. Die neue Klasse bestimmt dann über (Gl. 4.1.1.24) eine neue Häufigkeitsverteilung für den nächsten Schritt.

Aguiar und Koautoren stellen eine Bibliothek von Übergangsmatrizen des clearness index zusammen. Jede Matrix entspricht einer durch den Monatsmittelwert $\langle K_i \rangle$ des clearness index gekennzeichneten meteorologischen Situation.

Zur Erstellung der Matrizen wurden Daten von 24 nordamerikanischen Stationen, 4 südeuropäischen Stationen und je einer Station aus Mosambique, den Azoren und Macao herangezogen. Monatliche Zeitreihen wurden entsprechend ihrer Monatsmittelwerte $\langle K_i \rangle$ in 10 Klassen eingeteilt. Alle Monate, die sich in eine Klasse einordnen lassen, dienen zur Erstellung einer gemeinsamen Übergangsmatrix.

Im Unterschied zu dem in $\langle$ Graham 85 $\rangle$ dargestellten Modell, gehen Aguiar und Koautoren nicht von einem für alle meteorologischen Bedingungen universellen Wert des Autokorrelationsparameters $R(1)$ aus. Jeder $\langle K_i \rangle$ -Klasse entspricht ein durch die jeweilige Übergangsmatrix bestimmter Wert von $R(1)$.

Die Allgemeingültigkeit der Matrizen und damit auch der Häufigkeitsverteilung für alle Monate mit gleicher $\langle K_i \rangle$ -Klasse wird von Aguiar und Koautoren empirisch überprüft. Mit Monte-Carlo-Verfahren synthetisierte Zeitreihen werden mit Datensätzen verglichen, die nicht zur Bestimmung der entsprechenden Übergangsmatrix verwendet wurden. Statistische Testverfahren ergeben für die meisten Stationen eine Übereinstimmung innerhalb des Vertrauensbereichs eines Smirnov-Tests.

Für die Synthetisierung der Strahlungswerte eines Standortes dienen hier, wie bei dem von Graham und Koautoren beschriebenen Verfahren, die Monatsmittelwerte des clearness index als Eingangsgrößen.

An dieser Stelle soll kurz ein Vergleich der in <Aguiar 87> und <Graham 88> beschriebenen Methoden gegeben werde.

K_1 -Reihen, die nach dem in <Graham 88> gegebenen Verfahren synthetisiert wurden, weisen entsprechend dem zugrundegelegten AR(1)-Verfahren eine exponentiell abklingende Autokorrelationsfunktion auf. Abb. 4.1.1.4 zeigt die Autokorrelationsfunktionen von K_1 -Reihen, die auf der Basis der in <Aguiar 87> gegebenen Markovschen Übergangsmatrizen generiert wurden. Auch hier zeigt sich eine einfache exponentielle Charakteristik. Im allgemeinen können durch Markovsche Übergangsmatrizen charakterisierte Prozesse eine Autokorrelationsstruktur aufweisen, die durch eine Summe auch komplexwertiger Exponentialfunktionen bestimmt wird (<Lloyd 78>).

In Abb. 4.1.1.5 werden bedingte kumulative Häufigkeiten $F_{k,p}$ verglichen. Die Kurven geben für eine < K_1 >-Klasse die bedingten Häufigkeitsverteilungen $F_{k,p}(I,J)$ für Klassen I des täglichen clearness index an. Die Verteilungen sind zum einen durch eine in <Aguiar 87> gegebene Matrix bestimmt; zum anderen wurden sie für diese Arbeit, unter Verwendung der gleichen Klassifizierung, für eine entsprechend <Graham 88> generierte Zeitreihe ermittelt. Die Zeitreihe weist dabei die durch die Matrix gegebene Häufigkeitsverteilung und den entsprechenden Autokorrelationsparameter auf. Bei der Bewertung der Abweichungen zwischen den dargestellten Kurvenscharen ist die unterschiedliche Größe der jeweiligen Datenbasis zu beachten. Die durch die Matrix gegebenen Verläufe sind auf der Basis von insgesamt 1200 Beobachtungen ermittelt; die Länge der synthetisierten Reihe betrug 20000 Werte.

Generell kann so davon ausgegangen werden, daß diese unterschiedlichen Verfahren zur Synthetisierung von K_1 -Reihen äquivalent sind.

Werden mit den in <Graham 88> oder <Aguiar 87> dargestellten

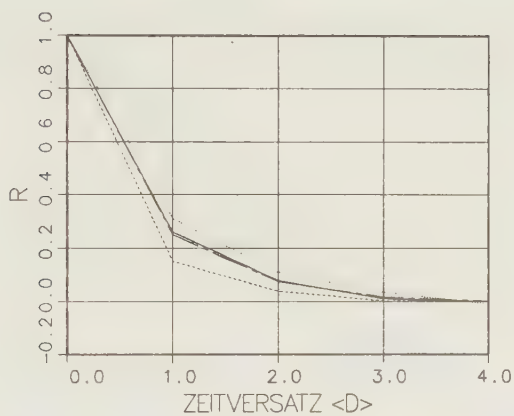


Abb. 4.1.1.4

Autokorrelationsfunktionen für monatliche Tagesmittelwertreihen des clearness index. Die Funktionen wurden aus in <Aguiar 87> gegebenen Übergangsmatrizen des clearness index gewonnen.

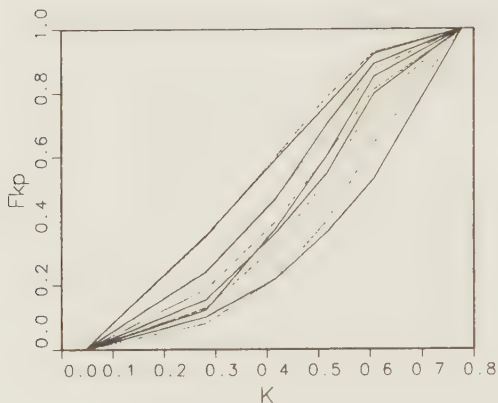


Abb.4.1.1.5

Vergleich von bedingten kumulativen Häufigkeitsverteilungen F_{Kp} des täglichen clearness index K_t . Die Kurven geben die durch den K_t -Wert des Vortags ($K_t(n-1)$) bedingte Wahrscheinlichkeit des clearness index $K_t(n)$ an. Die einzelnen Kurven gelten jeweils für die $K_t(n-1)$ Werte einer der in <Aguiar 87> genannten Klassen des täglichen clearness index. Die Kurvenschar gilt für Monate, die einen Mittelwert des clearness index entsprechend $0.42 < \langle K_t \rangle < 0.47$ aufweisen.

Die durchgezogenen Kurven sind durch die in <Aguiar 87> gegebene Übergangsmatrix der K_t -Werte dieser Monatsklasse bestimmt. Die punktierten Linien wurden für die gleichen $K_t(n-1)$ -Klassen aus einer über ein AR(1) Verfahren mit Gauß'scher Transformation synthetisierten K_t -Reihe bestimmt. Diese Reihe weist die durch die Übergangsmatrix bestimmte Häufigkeitsverteilung und den entsprechenden Autokorrelationsparameter auf.

Modellen Strahlungsdaten für den Zeitraum eines Jahres erstellt, treten an den Monatsenden Sprünge in den Charakteristika der Reihe auf. Spirkel <Spirkel 85> stellt ein Verfahren vor, mit dem die saisonale Veränderung der Prozeßcharakteristik über die kontinuierliche Veränderung der Elemente einer Markov-Matrix beschrieben wird.

Für die Entwicklung dieses Modells lagen Spirkel die täglichen Meßwerte der Sonnenscheinstunden über 20 Jahre in München vor. Die Meßwerte werden in 5 Sonnenscheinklassen eingeteilt. Für jeden Tag des Jahres werden die Elemente einer Übergangsmatrix bestimmt.

Damit ist für jedes der (5×5) Elemente der Übergangsmatrix die zeitliche Entwicklung über das Jahr bekannt. Diese Entwicklung wird über eine Fourierentwicklung angenähert. Spirkel gibt an, daß zur Beschreibung der zeitlichen Entwicklung jedes Matrixelementes 5 Koeffizienten signifikant sind. Die zeitliche Veränderung der gesamten Übergangsmatrix wird über 5×25 Fourierkoeffizienten beschrieben.

Dieses Verfahren ist noch nicht daraufhin untersucht worden, ob es eine Beschreibung der Fourierkoeffizienten gibt, die nicht standortspezifisch ist.

4.1.2 Verfahren zur Modellierung des Zeitverlaufs der mittleren stündlichen Einstrahlung

Bei der Modellierung des Zeitverlaufs der Stundenmittelwerte der Einstrahlung kann zwischen zwei Ansätzen unterschieden werden.

Zum einen wird davon ausgegangen, daß die stündliche Entwicklung der Solarstrahlung innerhalb eines Tages für Tage mit gleichem mittlerem Strahlungsverhalten ähnlich ist; d.h. daß die den Tagesmittelwert bestimmenden Witterungsbedingungen in für sie typischen Tagesgängen Ausdruck finden. Die Synthetisierung von Stundenmittelwertreihen basiert bei diesem Ansatz auf vorher erstellten Reihen von Tagesmittelwerten.

Zum anderen kann die Entwicklung der Stundenmittelwerte als unab-

hängige Zeitreihe aufgefaßt werden, die als primärer stochastischer Prozeß beschrieben wird. Dabei resultiert die Zeitentwicklung der Tagesmittelwerte aus den stochastischen Eigenschaften der Stundenmittelwertreihe.

Ein Beispiel für die zweite Herangehensweise wird von Boch und Koautoren <Boch 81> gegeben. Als Basis für ihre Untersuchungen werden stündliche Strahlungsdaten $G_{\text{mess}}(\text{tag}, \text{std})$ aus Trappes/Frankreich verwendet.

Ein deterministischer Anteil der Variation der Stundenmittelwerte der Einstrahlung wird durch einen mittleren monatlichen Tagesgang $G_{\text{mit}}(\text{mon}, \text{std})$ bestimmt. Ein Residualprozeß $U(\text{tag}, \text{std})$ wird über:

$$(4.1.2.1) \quad U(\text{tag}, \text{std}) = \frac{(G_{\text{mess}}(\text{tag}, \text{stunde}) - G_{\text{mit}}(\text{mon}, \text{std}))}{\sigma(\text{mon}, \text{std})}$$

gebildet. $\sigma(\text{mon}, \text{std})$ gibt dabei die Standardabweichung der Messwerte $G_{\text{mess}}(\text{std})$ aller Tage des Monats zum mittleren Tagesgang $G_{\text{mit}}(\text{mon}, \text{std})$ an.

Der Residualprozeß U wird von Boch und Koautoren hinsichtlich seines Autokorrelationsverhaltens und seiner Häufigkeitsverteilung untersucht.

Einen typischen Verlauf der Autokorrelationsfunktion des Residualprozesses zeigt Abb. 4.1.2.1. Der Verlauf der Autokorrelationsfunktion entspricht nicht einer einfachen Exponentialfunktion, die durch einen AR(1)-Prozeß wiedergegeben werden kann. Boch und Koautoren nähern diese Autokorrelationsstruktur durch die Berücksichtigung eines Korrelationstermes über zwei Zeitschritte (AR(2) Prozeß):

$$(4.1.2.2) \quad U(\text{std}) = R(1) * U(\text{std}-1) + R(2) * U(\text{std}-2) + r(\text{std})$$

mit: $r(\text{std})$: weißes Rauschen

Die Tatsache, daß U kein normalverteilter Prozeß ist, wird bei der Aufstellung dieses Modells nicht berücksichtigt.

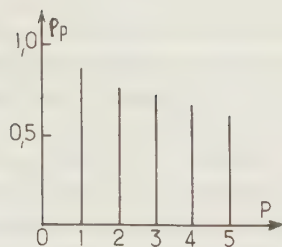


Abb. 4.1.2.1

Die Autokorrelationsfunktion von Stundenmittelwerten der solaren Einstrahlung in Trappes(Frankreich). Der Parameter P gibt den Zeitversatz in Stunden an; P_p entspricht den Werten R der Autokorrelationsfunktion. Die Funktion zeigt nicht den einer Exponentialfunktion entsprechenden Zerfall der Autokorrelation. (entnommen <Boch 81>)

Boch und Koautoren bemerken, das die Genauigkeit einer mit diesem Modell durchgeführten Vorhersage verbessert werden kann, wenn zwei Wetterklassen unterschieden werden. Deshalb wird eine getrennte Beschreibung für Tage mit gutem Wetter (Tagesmittelwert über dem Monatsmittelwert) und schlechtem Wetter (Tagesmittelwert kleiner als der Monatsmittelwert) durchgeführt.

Bernard und Koautoren <Bernard 85> erweitern das in <Boch 81> gegebene Modell. Die asymmetrische Häufigkeitsverteilung des Residualprozesses wird durch die Bildung eines neuen Residualprozesses über eine Gauß'sche Abbildung berücksichtigt.

Bernard und Koautoren geben an, daß die Vorhersagegenauigkeit der Beschreibung des Prozesses über ein AR(1)-Modell nicht schlechter als bei der Verwendung eines AR(2)-Modells sei. Die Unterscheidung zwischen zwei Wetterklassen wird beibehalten.

Ein ähnlicher Ansatz wird von Balouktsis und Tsalides <Balouktsis 86b> verwendet. Im Unterschied zu <Bernard 85> wird für die Residualreihe

$$(4.1.2.3) \quad U(\text{std}, \text{tag}) = G_{\text{max}}(\text{std}, \text{tag}) - G_r(\text{std})$$

die stündliche Variation der Standardabweichung nicht berücksichtigt.

Für jeden Monat wird die Transformation des Residualprozesses $U(n)$ auf einen normalverteilten Prozeß $Z(n)$ über Polynome 7. Grades beschrieben, deren Koeffizienten über die empirisch gegebenen monatlichen Häufigkeitsverteilungen von U angepaßt sind.

Der normalverteilte Prozeß Z wird über ein in <Shinozuka 72> beschriebenes Verfahren synthetisiert. Zur Anwendung dieser Methode muß aus der Autokorrelationsfunktion über eine Fouriertransformation die spektrale Leistungsdichte $S(\bar{n})$ bestimmt werden. Aus $S(\bar{n})$ werden über ein Fouriersyntheseverfahren mit entsprechend gewichteten Amplituden Zeitreihen erzeugt, die die Autokorrelationsfunktion zu jedem Zeitversatz exakt wiedergeben.

Für den Autokorrelationsparameter werden in <Boch 81>, <Bernard 85> und <Balouktsis 86b> übereinstimmend hohe Werte angegeben (~ 0.8).

In diesen drei Arbeiten wird ein Residualprozeß untersucht, der die Abweichungen der Stundenwerte vom Verlauf eines mittleren Tages des untersuchten Monats angibt. Die Frage der Wiedergabe des Zeitverhaltens von Tagesmittelwerten aus dem statistischen Prozeß der Stundenmittelwerte wird dabei nicht untersucht.

In Arbeiten, die von dem eingangs angeführten ersten Ansatz zur Untersuchung des stündlichen Verhaltens der Einstrahlung ausgehen, werden dagegen Residuen in Bezug auf den mittleren stündlichen Verlauf innerhalb von Tagen mit gleichem Mittelwert der Einstrahlung untersucht. Für die daraus abgeleiteten Synthetisierungsverfahren der Stundenmittelwerte kann der Tagesmittelwert vorgegeben werden.

Ein allgemeines Modell des Tagesverlaufs wird von Collares-Pereira und Rabl <Collares-Pereira 79>, in Anlehnung an eine ältere Arbeit von Liu und Jordan <Liu 63> gegeben. Es wird die mittlere tägliche Zeitentwicklung des Faktors

$$(4.1.2.4) \quad RST(std) = G(std) / \int_{std}^{24} G(std)$$

untersucht, der das Verhältnis der Stundenmittelwerte der Einstrahlung zur am Tag eingestrahlichten Gesamtenergie angibt. Auf der Basis von Strahlungsdaten mehrerer Stationen in den USA geben Collares-Pereira und Rabl ein empirisches Modell als beste Anpassung für den Verlauf von RST an:

$$(4.1.2.5) \quad RST(Q) = \frac{(\pi/24h) * (a+b*\cos Q) * (\cos Q - \cos Q_s)}{\sin Q_s - Q_s * \cos Q_s}$$

mit : $a = 0.409 + 0.516 \sin(Q_s - 1.047)$

$b = 0.6609 - 0.4767 \sin(Q_s - 1.047)$

Q_s : Sonnenuntergangswinkel

Q : Stundenwinkel $Q = (std - 12) * 15/180 * \pi$

Diese Beziehung ist nach Collares-Pereira und Rabl unabhängig von Jahreszeit und täglichem clearness index gültig.

Amato und Koautoren <Amato 88> untersuchen den gleichen Parameter für Daten zweier italienischer Stationen. Sie geben als beste Anpassung die Beziehung:

$$4.1.2.6 \quad RST(z) = 0.83 - 0.99 z^2$$

$$\text{mit: } z = Q/Q_s$$

$$\text{und der Normierung } \int_{-1}^1 RST(z) dz = 1$$

Auch hier wurde keine signifikante Abhängigkeit der $RST(z)$ vom täglichen clearness index ermittelt.

Amato und Koautoren geben die Charakteristik der Standardabweichung einzelner Stundenwerte von diesem mittleren Verlauf an. Der Wert der Standardabweichung zeigt Abhängigkeiten vom täglichen clearness index und der Tageszeit. Es wird angegeben, daß die Verteilung der Abweichungen durch eine Normalverteilung genähert werden kann.

Graham und Koautoren <Graham 87> wenden denselben Ansatz auf die Analyse des Zeitverhaltens des stündlichen clearness index an. Basis ihrer Untersuchungen sind Meßwerte des kanadischen Wetterdienstes. Sie geben den mittleren tageszeitlichen Verlauf des clearness index in Abhängigkeit vom täglichen clearness index K_t tag an.

$$(4.1.2.7) \quad K_{stdmit}(\theta_z) = c + d * \exp(g/\cos \theta_z)$$

$$\text{mit: } \theta_z = \text{Zenitwinkel der Sonne}$$

$$c = K_t \text{ tag} - 1.167 * K_t \text{ tag}^3 * (1 - K_t \text{ tag})$$

$$d = 0.979 * (1 - K_t \text{ tag})$$

$$g = 1.141 * (1 - K_t \text{ tag}) / K_t \text{ tag}$$

Die damit ausgedrückte Abhängigkeit des mittleren Tagesverlaufs der Einstrahlung vom täglichen clearness index steht im Gegensatz

zu den Aussagen in <Amato 88> und <Collares-Pereira 79>. Mit den angegebenen numerischen Werten der Konstanten ist, für kleine Werte des täglichen clearness-index, $K_{std\text{mitt}}$ stets geringer als $K_{t\text{tag}}$. Damit kann der tägliche Trübungsfaktor nicht über den mittleren Verlauf der stündlichen Werte wiedergegeben werden. Bis zur Fertigstellung der vorliegenden Arbeit konnte nicht geklärt werden, ob hier ein Druckfehler anzunehmen ist.

Graham und Koautoren geben für die Standardabweichung σ_{std} der Meßwerte des stündlichen clearness index $K_{std\text{mess}}(\text{std})$ vom mittleren Verlauf die Beziehung

$$(4.1.2.8) \quad \sigma_{std} = 0.156 * \sin (\pi * K_{t\text{tag}} / 0.93)$$

an. Diese Standardabweichung zeigt keine Abhängigkeit von der Tageszeit. Die Häufigkeitsverteilung der Abweichungen kann durch eine β -Verteilung genähert werden. Das Korrelationsverhalten der Abweichungen wird über einen AR(1)-Prozeß modelliert. Der mittlere Wert des Autokorrelationsparameters für alle untersuchten Stationen beträgt dabei 0.54. Die so gebildete Residualreihe zeigt also, gegenüber der auf einen mittleren monatlichen Tagesgang bezogenen Residualreihe, eine signifikant schwächere Autokorrelation.

Die jeweiligen Parametrisierungen der hier diskutierten Modelle des mittleren Tagesverlaufs und der Standardabweichungen der Residuen sind sehr unterschiedlich. In Abb. 4.1.2.4 werden deshalb die Verläufe des Parameters RST nach <Collares-Pereira 79> und <Amato 88> für die Stunden eines speziellen Tag verglichen. Die Abweichungen sind gering, führen jedoch zu qualitativ unterschiedlichen Aussagen über den Verlauf des stündlichen clearness index.

In Abb. 4.1.2.3 werden die entsprechenden mittleren Tagesverläufe von K_{std} verglichen. Die Werte von K_{std} sind dafür über den täglichen Verlauf der extraterrestrischen Einstrahlung entsprechend <Amato 88> aus dem Tagesverlauf von RST ermittelt. Die Kurve nach <Collares-Pereira 79> erreicht ihr Maximum Mittags. Dies stimmt qualitativ mit dem in <Graham 87> genannten Verlauf überein. Der nach <Amato 88> gebildete Verlauf von K_{std} zeigt

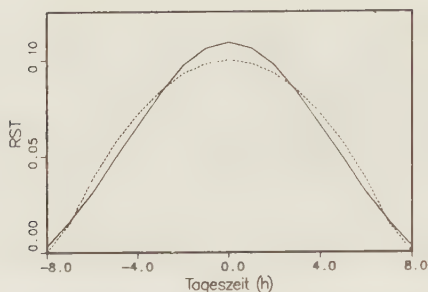


Abb. 4.1.2.2

Vergleich zweier Modelle der mittleren tageszeitlichen Entwicklung des Parameters RST. RST gibt in dieser Darstellung das Verhältnis der stündlichen zur täglichen eingestrahlten Solarenergie an. Die durchgezogene Linie wurde für den 1 Juli, 53° nördlicher Breite, entsprechend <Collares-Pereira 79> ermittelt; die punktierte Linie entsprechend <Amato 88>.

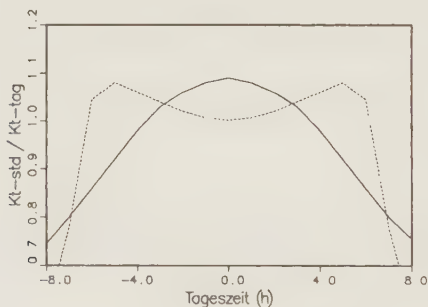


Abb. 4.1.2.3

Vergleich der mittleren tageszeitlichen Verläufe des clearness index, die durch die in Abb. 4.1.2.2 gezeigten Charakteristiken von RST bedingt sind (gleiche Kennzeichnung der Kurven wie Abb.4.1.2.2). Der stündliche clearness index wurde hier mit dem Tagesmittelwert $K_{t \text{ tag}}$ normiert.

jedoch qualitativ abweichendes Verhalten. Die höchsten Werte des clearness index erscheinen hier in den Vor- und Nachmittagsstunden. Die Abweichungen vom Tagesmittlwert des clearness index übersteigen allerdings, für beide Modelle, nur in den frühen Morgen- und späten Abendstunden 20% des Tagesmittlwerts.

4.2 Modelle des Zeitverlaufs der Windgeschwindigkeit

Das Zeitverhalten der Fluktuationen der Windgeschwindigkeit wird bezüglich der Windenergienutzung in der vorliegenden Literatur meist in Hinblick auf die Einbindung von WEK in Elektrizitätsversorgungsnetze ohne größere Speicher behandelt. Dabei lag das Hauptaugenmerk auf der Beschreibung kurzzeitiger Variationen der Windgeschwindigkeit bzw. der Variationen der elektrischen Leistungsabgabe der WEK, die durch konventionelle Kraftwerke im Netz ausgeglichen werden müssen. In der Literatur werden deshalb häufiger Modelle zur Synthetisierung von Windgeschwindigkeitsreihen mit einer Zeitauflösung von 1 Stunde dargestellt. Diese Zeitauflösung wird auch deshalb bevorzugt, weil Verfahren zur Bestimmung des Leistungseintrags von WEK meist auf der Betrachtung des stündlichen Betriebsverhaltens basieren. Wegen der nichtlinearen Eigenschaften des WEK-Antwortverhaltens, können diese Charakteristiken nicht in einfacher Weise auf Tagesmittelergebnisse übertragen werden.

Bei der Modellierung des Fluktuationsverhaltens der Windgeschwindigkeit treten Probleme auf, die auch bei der Diskussion der Modellierung von Strahlungsdaten zu behandeln waren. Der zu modellierende Prozeß hat Markoveigenschaften; er ist kein symmetrischer Gaußprozeß.

Corotis und Koautoren <Corotis 77> untersuchen die Autokorrelationsfunktion von Stundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit. Ihr Verlauf (Abb.4.2.1 zeigt ein Beispiel) kann nicht durch eine einfache Exponentialfunktion angenähert werden. Der Prozeß kann nur mit beschränkter Genauigkeit durch einen Markov-Prozeß erster Ordnung angenähert werden.

Von Chou und Corotis <Chou 81> wird die Güte einer solchen Näherung zur Beschreibung des sequentiellen Verhaltens der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit untersucht. Sie verwenden dabei eine Methode, die auf dem gleichen Ansatz beruht, wie das in <Aguilar 87> beschriebene Übergangsmatrixverfahren. Im Unterschied zu Aguilar werden allerdings nicht die Übergangswahrscheinlichkeiten zwischen diskreten Klassen des meteorologischen Parameters behandelt, sondern analytische Ausdrücke für die bedingte Häufig-

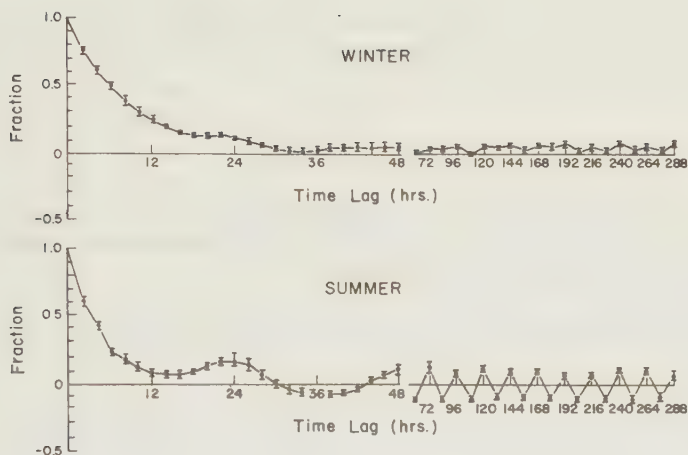


Abb.4.2.1

Die Autokorrelationsfunktion von Stundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit in Illinois. Die Bezeichnung "fraction" entspricht der Bezeichnung R für die Werte der Autokorrelationsfunktion. (entnommen <Corotis 77>)

keitsdichte $h(V(\text{std}), V(\text{std}-1))$ der Stundenmittelwerte $V(\text{std})$ der Windgeschwindigkeit gegeben.

Dabei wird davon ausgegangen, daß sich die Häufigkeitsdichte $h(V)$ der Stundenmittelwerte durch eine Weibullverteilung $w(V)$ beschreiben läßt:

$$(4.2.1) \quad w(V) = V/K * V/C^{(K-1)} * \exp(-(V/C)^K)$$

Der jährliche und tageszeitliche Trend der Daten wird durch die Angabe einer monatlichen und tageszeitlichen Abhängigkeit der Parameter der Weibullverteilung berücksichtigt.

Bedingte Häufigkeitsverteilungen $h(V(\text{std}), V(\text{std}-1))$ werden nun dadurch gebildet, daß die Parameter K und C der Weibullverteilung als Funktionen des Stundenmittelwerts der Vorstunde ($\text{std}-1$) angegeben werden. Dies geschieht indirekt durch die Angabe des Mittelwerts $v^\circ(\text{std})$ und der Standardabweichung $\sigma^\circ(\text{std})$ der Verteilung für die Stunde std :

$$(4.2.2) \quad v^\circ(\text{std}) = \underline{V}(\text{std}) + \frac{R(1) * \sigma(\text{std}) * (V(\text{std}-1) - \underline{V}(\text{std}-1))}{\sigma(\text{std}-1)}$$

$$(4.2.3) \quad \sigma^\circ(\text{std})^2 = (1 - R(1)^2) * \sigma^2(\text{std})$$

$\underline{V}(\text{std})$ und $\sigma(\text{std})$ geben dabei den tages- und jahreszeitlichen Trend der Daten wieder. Über die z.B. in <Justus 78> dargestellten Abhängigkeiten zwischen σ und V und den Weibullparametern K und C sind über 4.2.2 und 4.2.3 auch K und C bestimmt. Diese funktionalen Zusammenhänge sind so gewählt, daß für einen normalverteilten Prozeß zum einen die Bedingung

$$(4.2.4) \quad h(V) = \int h(V, V(\text{std}-1)) d(V(\text{std}-1))$$

erfüllt ist, als auch der Autokorrelationsparameter $R(1)$ einer Zeitreihe richtig wiedergegeben werden kann. Für den Fall eines weibullverteilten Prozesses gelten diese Beziehungen nur näherungsweise.

Über die durch (Gl 4.2.2) und (Gl. 4.2.3) bestimmten bedingten Häufigkeitsverteilungen können nun Zeitreihen der Stundenmittewerte der Windgeschwindigkeit synthetisiert werden. Die bedingten Häufigkeitsverteilungen stellen dabei das kontinuierliche Äquivalent einer Zeile der diskreten Übergangsmatrix des in <Aguiar 87> dargestellten Verfahrens dar.

Der Vergleich einer, über das Modell von Chou und Corotis bestimmten Autokorrelationsfunktion mit der entsprechenden Funktion einer gemessenen Zeitreihe zeigt, daß erhebliche Abweichungen auftreten (Abb. 4.2.2). Sie sind darauf zurückzuführen, daß die gemessenen Reihen Eigenschaften aufweisen, die nicht von einem Markov-Prozeß 1.Ordnung wiedergegeben werden können.

McWilliams und Sprevak <McWilliams 82> stellen einen Ansatz vor, in dem der hohe Wert der Autokorrelationsfunktion der Windgeschwindigkeit bei einem Zeitversatz von 24 Stunden in einem Markov-Modell berücksichtigt wird.

Um dafür ein AR-Modell verwenden zu können, wird eine in <McWilliams 79> dargestellte Eigenschaft der Weibullverteilung ausgenutzt. Dort wird gezeigt, daß ein Prozeß, dessen Häufigkeitsverteilung durch eine Weibullverteilung beschrieben wird, durch die unkorrelierte Überlagerung zweier normalverteilter Prozesse generiert werden kann. Die Werte der Windgeschwindigkeitsreihe können in eine Komponente in Hauptwindrichtung und eine dazu senkrechte Komponente zerlegt werden:

$$(4.2.5) \quad V(n) = \sqrt{V_{10}(n)^2 + V_{1\perp}(n)^2}$$

mit: V_{10} : Windgeschwindigkeitskomponente parallel zur Hauptwindrichtung

$V_{1\perp}$: Windgeschwindigkeitskomponente senkrecht zur Hauptwindrichtung

Die beiden Komponenten sollen einer Normalverteilung folgen <McWilliams 79>.

McWilliams und Sprevak untersuchen die Zeitreihen der Stundenmit-

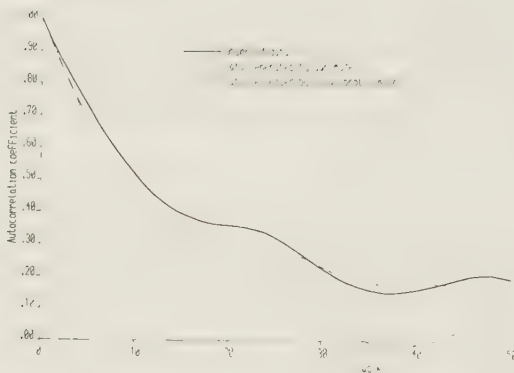


Abb.4.2.2

Autokorrelationsfunktionen von empirischen und synthetisierten jährlichen Zeitreihen von Stundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit. Die durchgezogene Kurve gibt den Verlauf der Funktion für Meßdaten des Standorts Aldergrove (Nord Irland) wieder. Die strichpunktierte Kurve wurde für eine Zeitreihe ermittelt die von McWilliams und Sprevak <McWilliams 82> entsprechend dem von Chou und Corotis <Chou 81> beschriebenen Modell generiert wurde. Dieses Modell beruht auf der Beschreibung der stochastischen Anteile der Windgeschwindigkeitsfluktuationen über ein Markov-Verfahren 1.Ordnung. Die unterbrochen dargestellte Kurve gibt den Verlauf der Funktion für eine entsprechend <McWilliams 82> synthetisierte Zeitreihe. In diesem Modell wird ein Korrelationsterm über den Zeitversatz von 24h berücksichtigt.
(entnommen <McWilliams 82>)

telwerte der Windgeschwindigkeitskomponenten und geben, nach Berücksichtigung des Trends der Daten, ein AR-Modell für das Zeitverhalten der Residuen V_{res} :

$$(4.2.6) \quad V_{res}(std) = R(1) \cdot V_{res}(std-1) + R(24) \cdot V_{res}(std-24) + r(std)$$

Durch den Korrelationsparameter $R(24)$ wird die Korrelation der Windgeschwindigkeit von Tag zu Tag berücksichtigt. Abb. 4.2.2 zeigt die bessere Wiedergabe des Autokorrelationsverhaltens der Meßdaten gegenüber dem Modell von Chou und Corotis.

Um die Anwendbarkeit von AR-Verfahren sicherzustellen, wird von Brown und Koautoren <Brown 84> eine Möglichkeit zu einer näherungsweisen Normalisierung der Weibullverteilungen der Windgeschwindigkeitsreihen durch algebraische Operationen genutzt.

Eine der Gaußverteilung ähnliche (symmetrisch, jedoch nicht normalverteilt) Weibullverteilung ist durch den Formparameter $K=3.6$ bestimmt. Durch eine Transformation kann die Windgeschwindigkeitszeitreihe V in eine Reihe V' mit der entsprechenden Verteilung überführt werden:

$$(4.2.7) \quad V' = V^{(K/3.6)}$$

Brown und Koautoren wenden dieses Verfahren auf Daten an, die im Laufe eines Monats in Goodnoe Hill (USA) aufgenommen wurden. Für die trendkorrigierten Residuen des transformierten symmetrischen Prozesses V' wird ein $AR(2)$ -Modell aufgestellt.

Balouktsis und Coautoren <Balouktsis 86> geben ein zweistufiges Verfahren zur Synthetisierung von Zeitreihen der Windgeschwindigkeit an. Die Bestimmung des stündlichen Verlaufs der Windgeschwindigkeit baut auf der Synthetisierung von Tagesmittelwertreihen auf. Zur Aufstellung des Modells werden die stündlichen Meßwerte eines Jahres von drei griechischen Stationen analysiert. Zur Abtrennung des saisonalen Trends werden mittlere Werte der Windgeschwindigkeit für jeden Tag des Jahres $V_{mit}(tag)$ über eine lineare Interpolation zwischen den der Monatsmitte zugeordneten Monatsmittelwerten bestimmt. In gleicher Weise wird jeder Tag des Jahres durch eine Standardabweichung $\sigma(tag)$ der Tagesmittelwerte

vom mittleren Verlauf charakterisiert. Die über:

$$(4.2.8) \quad U(\text{tag}) = (V(\text{tag}) - V_{\text{mit}}(\text{tag}))/\sigma(\text{tag})$$

bestimmte Residualreihe hat die in Abb.4.2.3 gegebene Häufigkeitsverteilung. Die Verteilungen für die drei untersuchten Standorte sind nahezu identisch und können durch eine Weibullverteilung genähert werden. Die Weibullverteilung ist hier durch 3 Parameter zu beschreiben, da die durch (Gl. 4.2.9) bestimmte Verteilung der U in den Wertebereich > 0 verschoben werden muß.

Die Autokorrelationsfunktion der Tageswerte $U(\text{tag})$ zeigt Eigenschaften eines Markov-Prozesses 1.Ordnung (Abb. 4.2.4). Der Zeitverlauf von $U(\text{tag})$ wird von Balouktsis und Mitarbeitern durch eine den drei Standorten gemeinsame (10×10) -Übergangsmatrix beschrieben.

Zur Analyse des stündlichen Verlaufs der Windgeschwindigkeit wird der Residualprozeß:

$$(4.2.9) \quad U(\text{std}) = (W(\text{std}) - V_{\text{mit}}(\text{std}) * K(\text{std}, \text{mon}))/\sigma(\text{std}, \text{mon})$$

gebildet. Die Werte $V_{\text{mit}}(\text{std})$ werden durch lineare Interpolation zwischen den Tagesmitteln bestimmt. Durch die Faktoren $K(\text{std}, \text{monat})$ wird der mittlere tägliche Zyklus der Windgeschwindigkeit, der durch quasi-deterministische Effekte (Land-/Seewind) hervorgerufen ist, berücksichtigt. Die Standardabweichungen $\sigma(\text{std}, \text{mon})$ beschreiben die mittlere Abweichung der stündlichen Meßwerte eines Monats von dem über $V_{\text{mit}}(\text{std}) * K(\text{std}, \text{mon})$ bestimmten mittleren tageszeitlichen Verlauf der Windgeschwindigkeit. Die Häufigkeitsverteilung von $U(\text{std})$ ist annähernd eine für die drei Standorte gemeinsame Gaußverteilung.

Der stündliche Residualprozeß wird direkt über einen AR-Prozeß beschrieben. Der Verlauf der Autokorrelationsfunktion erfordert die Nutzung eines AR(2)-Verfahrens. Für die untersuchten Standorte sind die Koeffizienten des Prozesses identisch.

Die Synthetisierung einer Zeitreihe der Tages- und Stundenmittwerte hat folgenden Ablauf:

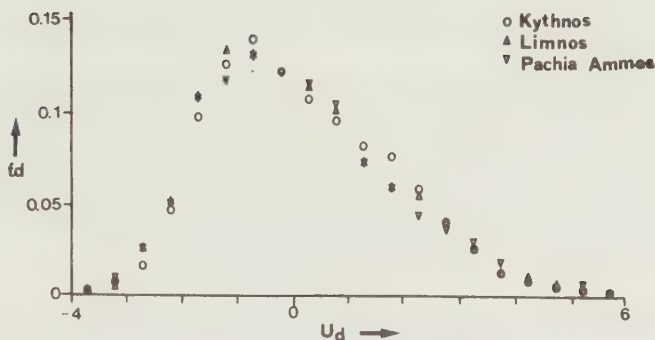


Abb. 4.2.3

Häufigkeitsverteilung der über (Gl. 4.2.8) bestimmten Residuen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit für drei Standorte in Griechenland. Die Bezeichnung "fa" entspricht der in dieser Arbeit verwendeten Bezeichnung h für die Häufigkeitsdichte. (entnommen <Balouktisis 86>).

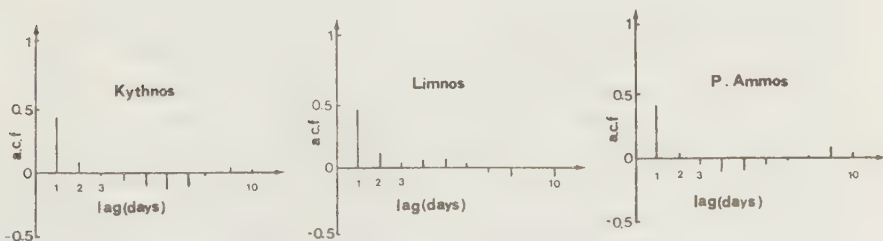


Abb. 4.2.4

Autokorrelationsfunktionen der täglichen Residualreihen der Windgeschwindigkeit dreier griechischer Standorte. "a.c.f." gibt die Werte der Autokorrelationsfunktion R an. (entnommen <Balouktisis 86>)

- Über ein Monte-Carlo-Verfahren werden Tagesresiduen bestimmt und entsprechend den Monatsmittelwerten von Windgeschwindigkeit und Standardabweichung Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit berechnet.
- Stundenresiduen werden über das AR(2)-Modell berechnet. Der mittlere Tagesgang der Windgeschwindigkeit wird durch lineare Interpolation der Tagesmittelwerte und Multiplikation mit dem Faktor des Tageszyklus $K(\text{std}, \text{mon})$ bestimmt. Aus mittlerem Tagesverlauf und Residualprozeß werden durch Addition Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit ermittelt.

Die Charakterisierung der Tagesmittelwertreihe durch eine Übergangsmatrix erfordert, bei einer hohen Auflösung der Klassen (10) in <Balouktsis 86>, eine große Anzahl von Daten (100).

Boulay und Ollivier <Boulay 86> untersuchen zur weiteren Datenreduktion eine dem Verfahren von Chou und Corotis entsprechende Möglichkeit der Parametrisierung der Elemente der Übergangsmatrix.

Die von ihnen verwendete Datenbasis sind Mittelwerte der Windgeschwindigkeit über drei Stunden, die von 1980 bis 1984 in Lorient/Frankreich gemessen wurden. Aus diesen Daten wird direkt eine Übergangsmatrix erstellt. Die durch die Zeilen der Übergangsmatrix beschriebenen bedingten Häufigkeitsdichten $h(V(n), V(n-1))$ werden durch Weibullverteilungen genähert. Die zwei Parameter der Weibullverteilungen sind abhängig von der durch $V(n-1)$ gegebenen Windgeschwindigkeit des vorigen Zeitschritts. Diese Abhängigkeit kann empirisch durch lineare Gleichungen genähert werden. Abb. 4.2.5 und 4.2.6 zeigen die aus den Meßdaten bestimmten konditionalen Häufigkeitsdichten und ihre Weibullnäherung.

Als Test der Güte des Verfahrens werden die kumulativen Häufigkeiten der Länge von Sequenzen mit Windgeschwindigkeiten unterhalb einer gegebenen Schwelle bestimmt. Für Sequenzlängen größer als 4 Tage treten merkbliche Abweichungen zu dem aus Meßwerten bestimmten Verlauf auf. Anzumerken ist dabei, daß Boulay und Ollivier keine tages- oder jahreszeitliche Trendkorrektur durchführen.

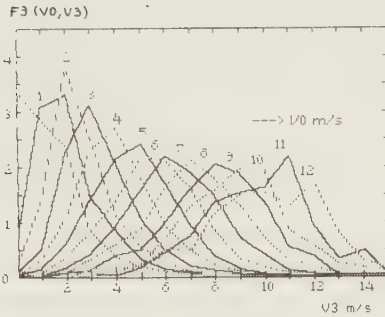


Abb.4.2.5

Bedingte Häufigkeitsdichten von Dreistunden-Mittelwerten der Windgeschwindigkeit (Standort : Lorient). Scharparameter ist die Windgeschwindigkeit des vorigen Zeittakts. (entnommen <Boulay 86>).

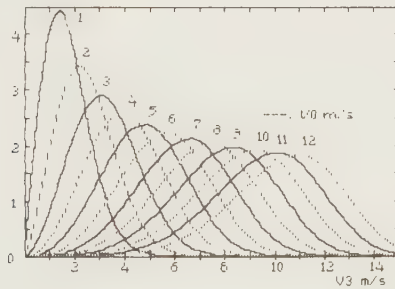


Abb. 4.2.6

Häufigkeitsdichten von Weibullverteilungen, die an die in Abb. 4.2.5 dargestellten bedingten Wahrscheinlichkeitsdichten angepasst sind.

Bei der Untersuchung der Fluktuationen der Windgeschwindigkeit zeigt sich allgemein, daß ihre statistischen Charakteristiken eine höhere Standortabhängigkeit aufweisen als die Charakteristiken der Strahlungsfluktuationen. Die Abweichungen treten zum Teil auch bei geringen räumlichen Abständen der Stationen durch topographische Einflüsse auf. Abb. 4.2.7 zeigt mittlere tägliche und jahrszeitliche Verläufe der Windgeschwindigkeit zweier Stationen auf Sardinien. Diese Daten sind einer Arbeit von Magognoli und Castagna <Magognoli 86> entnommen. Die Stationen, die sich als Küstenstandort (Santa Catarina) und als Gebirgsstandort (Monte Arci) kennzeichnen lassen, weisen einen Abstand von 80km auf. Es sind deutliche Unterschiede der dargestellten mittleren Zeitreihen zu erkennen. Am Standort Monte Arci treten die höchsten Monatsmittelwerte im Winter auf; für den Standort Santa Catarina wurde ein demgegenüber insgesamt gleichmäßigerer Verlauf der Monatsmittelwerte bestimmt, der ein zweites Maximum im Sommer aufweist. Ebenso sind die Reihen der mittleren Tagesverläufe deutlich zu unterscheiden. Der mittlere Tagesgang der Windgeschwindigkeit in Santa Catarina ist wesentlich ausgeprägter als für den Standort Monte Arci.

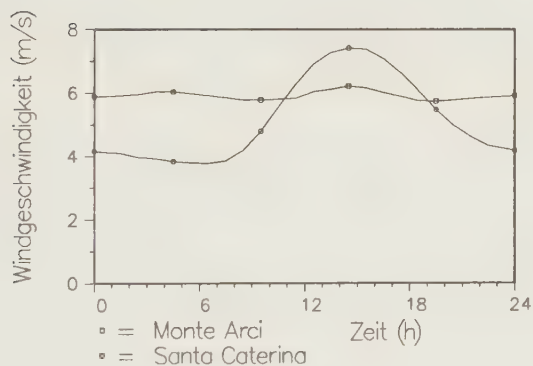
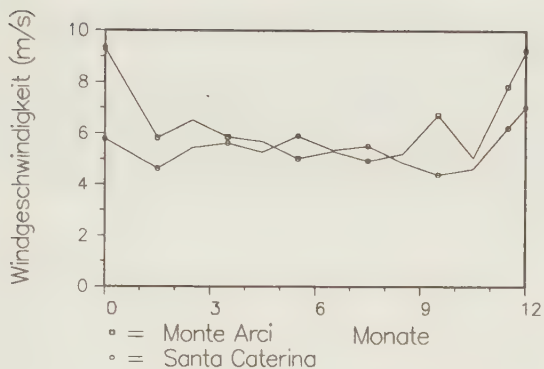


Abb. 4.2.7

Mittlere jahreszeitliche und tageszeitliche Entwicklungen der Windgeschwindigkeit an zwei Standorten in Sardinien. Die Standorte sind als Bergstandort (Monte Arci) und Küstenstandort (Santa Catarina) zu kennzeichnen.

4.3 Die bivariate Statistik von solarer Einstrahlung und Windgeschwindigkeit

Die bivariate Statistik von Strahlung und Windgeschwindigkeit ist in der vorliegenden Literatur nur wenig behandelt. Dies mag seinen Grund darin haben, daß die kombinierte Nutzung von Wind- und Solarenergie nicht weit verbreitet ist.

Aspliden <Aspliden 81> untersucht die Komplementarität des Wind- und Solarenergieangebots an mehreren Standorten in den USA. Zu diesem Zweck wird der Kreuzkorrelationskoeffizient des stündlichen und täglichen Energieangebots beider Ressourcen analysiert. Das Energieangebot wird dabei jeweils auf die Empfängerfläche eines Solarenergiekonverters, b.z.w. die Rotorfläche eines WEK bezogen. Es ergeben sich deutliche standortabhängige Unterschiede der Kreuzkorrelation des täglichen Energieangebots, die auf den jeweiligen standortcharakteristischen jahreszeitlichen Verlauf des Windenergieangebots zurückgeführt werden können.

Eine ähnliche Untersuchung wird, für Standorte in der BRD, in <Christopher 85> dargestellt. Christopher und Brettschneider untersuchen, für verschiedene Standorte, die Verfügbarkeit von Wind- und Solarenergie. Als Maß für die Verfügbarkeit wird dabei die Häufigkeit der Überschreitung von Schwellwerten der Einstrahlung und der Windgeschwindigkeit verwendet. Für verschiedene Standorte werden die Wahrscheinlichkeiten gegeben, daß in den Tagesstunden mindestens eine der beiden Ressourcen verfügbar ist. Es zeigt sich, daß die durch Kombination beider Ressourcen erzielte Verfügbarkeit generell gegenüber der Verfügbarkeit bei monovalenter Nutzung erhöht ist. Die quantitative Zunahme der Verfügbarkeit ist dabei standortabhängig; sie wird durch die Höhe des Windenergieangebots bestimmt. Für Standorte in Süddeutschland (Nürnberg) kann die Verfügbarkeit der Solarenergie durch eine Kombination mit dem, hier geringen, Windenergieangebot nur schwach angehoben werden. Für Küstenstandorte (List/Sylt) wird demgegenüber die hohe Verfügbarkeit der Windenergie nur in geringem Maße durch das Solarenergieangebot ergänzt. Für Standorte in der norddeutschen Tiefebene (Bremen) ist die Verbesserung der Verfügbarkeit durch Kombination der Ressourcen am höchsten.

Eigene Untersuchungen zur bivarianten Statistik von Windgeschwindigkeit und Solarstrahlung sind in <Beyer 87d> dargestellt. In dieser Arbeit wird die Bedeutung der saisonalen Komplementarität der regenerativen Ressourcen in Hinblick auf die optimale Systemauslegung autonomer ($F=1$) RES untersucht. Diese Problematik soll in Kap. 6 der vorliegenden Arbeit erneut kurz angesprochen werden.

4.4 Resümee der Literaturübersicht

In der Literatur beschriebene Verfahren zur Modellierung und Synthesisierung des statistischen Verhaltens meteorologischer Zeitreihen basieren auf der Separierung von deterministischen und stochastischen Anteilen der Fluktuationen der Parameter. Es wird dabei versucht, die stochastischen Anteile in einer Form zu erhalten, die ihre Behandlung als Markov-Prozeß zuläßt.

Für Solarstrahlungsreihen gibt es zwei Ansätze zur Separierung. Trendkorrigierte Residualreihen, die die stochastischen Fluktuationen beschreiben, können als Differenz der aktuellen Strahlungswerte zu einem mittleren Verlauf bestimmt werden. Der mittlere Verlauf ergibt sich aus den niederfrequenten Fourierkomponenten der Zeitreihe. Der Residualprozeß erweist sich nach Normierung auf den saisonalen Gang seiner Standardabweichung als stationär.

Der Residualprozeß kann aufgrund seiner Autokorrelationsstruktur und seiner Häufigkeitsverteilung als nichtgauß'scher Markov-Prozeß 1.Ordnung beschrieben werden. Über seine kumulative Häufigkeitsdichte kann der Prozeß auf einen Gauß-Prozeß abgebildet werden, für den ein AR(1)-Modell aufgestellt werden kann. Die Parameter des AR(1)-Modells können zumindest für einige Klimaregionen als standortunabhängig angenommen werden (Amato 85).

Die stochastische Variation der Solarstrahlung kann auch durch die Variation des clearness index beschrieben werden, der das Verhältnis der (deterministischen) extraterrestrischen Strahlung zur Strahlung am Erdboden angibt. Die Häufigkeitsverteilung von Tagesmittelwerten des clearness index K_t über einen Monat ist in Abhängigkeit vom Monatsmittelwert $\langle K_t \rangle$ bekannt. Das Zeitverhalten des täglichen clearness index muß durch einen nicht normalverteilten Markov-Prozeß beschrieben werden. Es wurden bisher zwei Ansätze zur Modellierung dieses Prozesses vorgeschlagen.

Zum einen kann nach Gauß'scher Transformation ein AR(1)-Modell aufgestellt werden. Außer der Häufigkeitsverteilung muß dazu der Wert der Autokorrelationsfunktion beim Zeitversatz 1 Tag bekannt

sein. Zum anderen kann der Prozeß auch durch eine Markovsche Übergangsmatrix beschrieben werden. Die Elemente der Übergangsmatrix zeigen, nach Aguiar und Koautoren <Aguiar88>, für eine große Anzahl von Standorten eine eindeutige Abhängigkeit vom Monatsmittelwert des clearness index $\langle K_t \rangle$. Entsprechend ist die Häufigkeitsverteilung des clearness index zumindest für mittlere geographische Breiten eine universelle Funktion.

Für Tagesmittelwertreihen liegen so Verfahren der Modellierung vor, die nur noch wenige standortspezifische Daten zur synthetisierung entsprechender Zeitreihen benötigen. Die Gültigkeit dieser Verfahren sind für mehrere Klimaregionen überprüft.

Modelle zur Beschreibung des Verlauf der Einstrahlung innerhalb eines Tages liegen noch nicht in vergleichbarer Weise vor. In den vorliegenden Ansätzen zur Modellierung von Stundenmittelwertreihen der Einstrahlung sind universelle und standortspezifische Eigenschaften noch nicht eindeutig herausgearbeitet. Dies gilt auch für Modelle des deterministischen Trends innerhalb eines Tages.

Für Zeitreihen der Windgeschwindigkeit läßt sich eine der extra-terrestrischen Einstrahlung entsprechende deterministische Komponente der Prozesse nicht in gleicher Weise einfach angeben. Die Separation von deterministischen und stochastischen Anteilen kann nur durch die Untersuchung der Abweichung von einem empirisch bestimmten mittleren Zeitverlauf erfolgen. Der mittlere Zeitverlauf von Tagesmittelwerten kann durch Monatsmittelwerte ausreichend beschrieben werden. Der mittlere Tagesgang der Windgeschwindigkeit kann über eine einen Monat charakterisierende Zeitreihe beschrieben werden. Dieser Verlauf ist stark standortabhängig und wurde bisher nur empirisch behandelt.

Das Zeitverhalten der stündlichen Residuen der Windgeschwindigkeit ist über ein Markov-Modell 2.Ordnung beschreibbar. Die Häufigkeitsverteilung hängt von der Art der Bildung des Residuums ab. Werden die Residualwerte auf Tagesmittelwerte bezogen, kann in guter Näherung von einer Normalverteilung ausgegangen werden. Damit kann ein AR(2)-Modell direkt aufgestellt werden. Die Parameter des Modells sind regional konstant <Balouktsis 86>. Werden

die Residuen auf monatliche Mittel bezogen, zeigen sie eine durch eine Weibullverteilung zu beschreibende Häufigkeitsdichte. Ein AR(2)-Modell kann nach einer normalisierenden Transformation der Residualreihe aufgestellt werden.

Der Verlauf der täglichen Residuen ist ein Markov-Prozeß 1. Ordnung, für den eine für eine Region gültige Übergangsmatrix angegeben wird (Balouktsis 86). Die Häufigkeitsverteilung der Tagesmittelwerte kann nicht mehr durch eine zweiparametrische Weibullverteilung wiedergegeben werden.

4.5 Anmerkung zur Berücksichtigung des statistischen Verhaltens von Monats- und Jahresmittelwerten der meteorologischen Parameter

In der vorliegenden Literatur zur statistischen Modellierung des Zeitverhaltens der meteorologischen Parameter wird die Fluktuation von Monats- und Jahresmittelwerten der Parameter nicht explizit behandelt. Das Ziel bei der Synthetisierung von Zeitreihen liegt meist in der Erstellung von "typischen" Jahren, deren Monate die langjährigen Mittelwerte aufweisen (siehe z.B. <Aguiar 87>).

Abweichungen der Monatsmittelwerte der synthetisierten Daten von gewünschten Zielwerten treten dabei allerdings durch die Kürze (30 Tage) der einzelnen Realisationen der statistischen Prozesse auf. In <Aguiar 87> wird aus diesem Grund vorgeschlagen, die Synthetisierung einer Zeitreihe des täglichen clearness index solange fortzusetzen, bis eine Monatsreihe mit dem zu erzielenden Mittelwert von K erhalten ist. Klein und Beckmann <Klein 87> untersuchen die Länge der Zeitreihe, die zu generieren ist, um sicherzustellen, daß Mittelwert, Häufigkeitsverteilung und Autokorrelationsfunktion den Vorgaben entsprechen. Sie verwenden, für Rechnungen zur Simulation von photovoltaischen Energiesystemen, Reihen von 30000 Tageswerten, die nach dem Verfahren von Graham und Hollands <Graham 85> generiert sind. Dabei zeigt sich, daß die Standardabweichung der Mittelwerte synthetisierter Monatsreihen zum Teil um einen Faktor 2 von den entsprechenden Werten gemessener Reihen des selben Monats abweicht.

In den meisten Arbeiten wird jedoch die Wiedergabe der statistischen Eigenschaften von Monatsmittelwerten der meteorologischen Parameter durch das Syntheseverfahren nicht überprüft. Bei dem von Balouktsis und Koautoren <Balouktsis 86> vorgestellten Verfahren zur Synthetisierung von Zeitreihen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit ist die exakte Wiedergabe dieser Werte für alle Monate sogar ausgeschlossen. Der Grund dafür liegt im Verfahren der Konstruktion eines Residualprozesses (vgl. (4.2.9)). Der Residualprozeß wird für das gesamte Jahr auf eine deterministische Zeitreihe V_{m1} bezogen, die über Interpolation zwischen den der Monatsmitte zugeordneten Monatsmittelwerten der

Windgeschwindigkeit gebildet ist. Es sei hier der Monat mit dem höchsten Mittelwert der Windgeschwindigkeit betrachtet. Durch die lineare Interpolation zu den (niedrigeren) Mittelwerten der Nachbarmonate kann V_{m1} keine Werte annehmen, die den Mittelwert des betrachteten Monats übersteigen. Der in <Balouktsis 86> angegebene, zur deterministischen Reihe additive Residualprozeß, weist einen Mittelwert $\langle 0$ auf. Damit wird der entsprechende Monatsmittelwert immer zu gering bestimmt.

Das Korrelationsverhalten der Abweichungen von Monatsmittelwerten der meteorologischen Parameter vom langjährigen Mittel wird in der hier vorliegenden Literatur nur in einer Arbeit von Justus und Koautoren <Justus 79> zum Zeitverhalten der Windgeschwindigkeit explizit behandelt.

Ebenso wird auch die langjährige systematische Entwicklung der meteorologischen Parameter nur selten behandelt (z.B. in <Palutikof 87>).

In Abschnitt 4.6.3 soll versucht werden, einen Ansatz zur Analyse des Variationsverhaltens von Monats- und Jahresmittelwerten der meteorologischen Parameter darzustellen. Auch in diesem Fall wird allerdings zu untersuchen sein, ob integrale Betriebsdaten von RES eine Sensitivität gegenüber der Wiedergabegenauigkeit dieses Verhaltens aufweisen.

4.6 Statistische Analyse des Zeitverhaltens von Tagesmittelwerten der meteorologischen Parameter an Standorten in Norddeutschland

In diesem Abschnitt werden meteorologische Meßreihen analysiert, die an den norddeutschen Standorten Norderney, Bremen und Osnabrück in den Jahren 1980-1984 gewonnen wurden. Diese Daten stellte der Deutschen Wetterdienst zur Verfügung ¹⁾.

Die Struktur der Untersuchungen lehnt sich an in der Literatur beschriebene Methoden an. Es wird insbesondere untersucht, welche in der Literatur genannten standortunabhängigen Beschreibungen statistischer Eigenschaften für die hier vorliegenden Daten angewendet werden können.

Ziel der Analyse ist die Angabe eines Synthetisierungsverfahrens zur Erstellung von Datensätzen, die die empirischen Zeitreihen als Eingangsdaten bei der Bestimmung des energetischen Verhaltens von RES ersetzen können.

4.6.1 Das statistische Verhalten von Tagesmittelwerten der Einstrahlung

Die in <Aguiar 87> und <Graham 85> beschriebenen Modelle für Zeitreihen der Tagesmittelwerte der Solarstrahlung basieren auf drei Aussagen:

- i) Die Häufigkeitsverteilung des täglichen clearness index ist eine standortunabhängige Funktion des Monatsmittelwerts des clearness index $\langle K_t \rangle$.
- ii) Der Wert des Autokorrelationsparameters der Reihe des täglichen clearness index K_t ist standortunabhängig.
- iii) Die Zeitentwicklung der K_t -Reihe innerhalb eines Monats kann durch einen Markov-Prozess 1.Ordnung modelliert werden.

Aus den Parametern des von Aguiar und Koautoren <Aguiar 87> beschriebenen Modells ergibt sich eine Abhängigkeit des Auto-

1) Aufgrund einer Veränderung der Meßhöhe der Windgeschwindigkeit der Station Norderney im September 1981 von 28m auf 11.8m wurde für diesen Datensatz eine Korrektur vorgenommen. Die Meßwerte von Januar 1980 - August 1981 wurden entsprechend eines exponentiellen Ansatzes für die Höhenabhängigkeit der Windgeschwindigkeit ($V(h)/V(10m) = (h/10m)^a$) herunterskaliert. Der Exponent a für diesen Standort ($a=0.2$) wurde (Benesch 78) entnommen.

korrelationsparameters vom Monatsmittelwert des clearness index $\langle K_t \rangle$. Graham und Koautoren (Graham 85) geben an, daß für den Autokorrelationsparameter in guter Näherung, unabhängig von $\langle K_t \rangle$, $R(1) = 0.29$ angenommen werden kann.

Im folgenden werden die Aussagen i) - iii) für Zeitreihen der Solarstrahlung norddeutscher Standorte überprüft.

Die vorliegenden Zeitreihen geben die Tagesmittelwerte der Globalstrahlung auf eine horizontale Fläche an. Aus diesen Daten werden Reihen von Tages- und Monatsmittelwerten des clearness index K_t ermittelt. Die extraterrestrische Einstrahlung wird hierzu nach (Duffie 82) berechnet.

Die Daten wurden entsprechend der in (Aguilar 87) genannten Klassifizierung nach Monatsmittelwerten geordnet. Tab. 4.6.1.1 gibt die Klassengrenzen sowie die Aufteilung der Daten auf die Monatsklassen an. Die Monatsklassen werden im folgenden durch die in der Tabelle angegebenen Klassenmittelwerte von $\langle K_t \rangle$ charakterisiert. Für jede Monatsklasse wurden für die Daten der einzelnen Standorte die Häufigkeitsverteilungen der Tagesmittelwerte und die Autokorrelationsfunktionen ermittelt. Die Häufigkeitsverteilungen wurden mit der in (Aguilar 87) angegebenen Diskretisierung bestimmt. Die dabei verwendeten Klassengrenzen für die täglichen K_t -Werte sind von Aguilar und Koautoren so gewählt, daß sich für das Auftreten der K_t -Werte innerhalb der einzelnen Klassen die gleichen relativen Häufigkeiten ergeben. Für die folgenden Abbildungen wurden die 10 in (Aguilar 87) angegebenen Klassen täglicher K_t -Werte zu 5 Klassen zusammengefasst.

Abb. 4.6.1.1a-d zeigt für 4 $\langle K_t \rangle$ -Klassen die hier ermittelten kumulativen Häufigkeitsverteilungen $F_k(K_t)$. Zum Vergleich sind in den Abbildungen die in (Aguilar 87) angegebenen Verteilungen eingetragen. Die Abweichungen der hier bestimmten kumulativen Häufigkeiten von den Literaturwerten liegen innerhalb des in (Bendt 81) genannten Bereichs für die Genauigkeit eines gemeinsamen Modells der Häufigkeitsverteilungen der K_t -Reihen. Im Rahmen dieser Genauigkeit ist die Annahme der Gültigkeit universeller Verteilungsfunktionen des clearness index an den hier untersuchten Standorten gerechtfertigt.

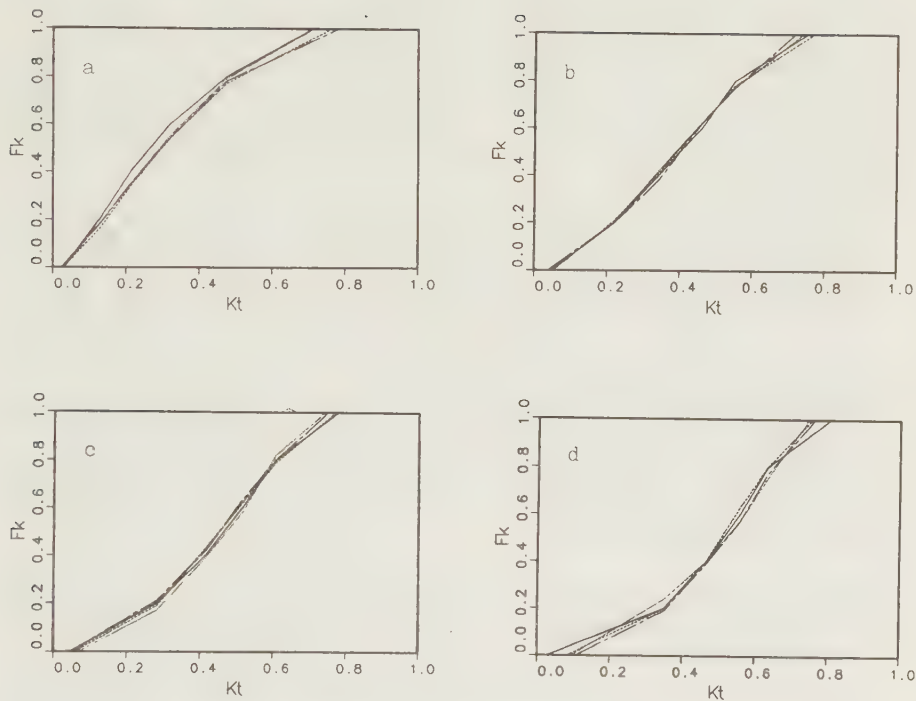


Abb. 4.6.1.1 a-d

Monatliche kumulative Häufigkeitsverteilungen F_k des täglichen clearness index. Es werden jeweils Verteilungen verglichen, die für eine Klasse des monatlichen clearness index bestimmt wurden. Die Klasseneinteilung ist in Tab. 4.6.1 gegeben. Die Klassen werden durch einen mittleren Wert des monatlichen clearness index $\langle K_t \rangle$ gekennzeichnet (a: $\langle K_t \rangle = 0.30$, b: $\langle K_t \rangle = 0.39$, c: $\langle K_t \rangle = 0.45$, d: $\langle K_t \rangle = 0.49$). Die durchgezogenen Linien entsprechen den in $\langle \text{Aguiar 87} \rangle$ angegebenen Verläufen; die übrigen Kurven wurden für die Daten nordwestdeutscher Standorte ermittelt (punktierte Kurven : Osnabrück, unterbrochene Kurven : Bremen, strichpunktierte Kurven : Norderney).

Die Autokorrelationsfunktionen der K_t -Reihen der hier untersuchten Standorte sind in Abb.4.6.1.2a-d dargestellt. Die für eine $\langle K_t \rangle$ -Klasse bestimmten Autokorrelationsparameter $R(1)$ der Daten der drei Standorte zeigen Unterschiede von maximal 0.25. Die Standortunabhängigkeit der Autokorrelationsfunktion des clearness index kann so mit den vorliegenden Daten nicht bestätigt werden. Dementsprechend können auch keine standortunabhängige Markovsche Übergangsmatrizen für den clearness index angegeben werden.

In den Abb.4.6.1.2a-d ist zum Vergleich jeweils eine Autokorrelationsfunktion mit exponentieller Charakteristik dargestellt. Der Autokorrelationsparameter entspricht dabei dem Mittel der $R(1)$ -Werte der empirischen Reihen. Die hier ermittelten Autokorrelationsfunktionen weichen in der Form nicht wesentlich von diesem exponentiellen Verlauf ab. Es ist dabei zu erkennen, daß die Übereinstimmung der Kurvenverläufe für die Daten der niedrigsten $\langle K_t \rangle$ -Klasse am besten ist. Für diese Klasse liegt die größte Datenbasis vor (vgl. Tab.4.6.1.1). Es kann so von der Anwendbarkeit eines Markov-Modells 1.Ordnung für die behandelten Datensätze ausgegangen werden.

Ein Synthetisierungsverfahren für monatliche Reihen des täglichen clearness index an den untersuchten Standorten kann damit entsprechend den in $\langle$ Graham 88 $\rangle$ oder $\langle$ Aguiar 87 $\rangle$ dargestellten Verfahren erfolgen. Es werden dafür die standorttypischen Angaben über

- den Monatsmittelwert des clearness index $\langle K_t \rangle$
- und
- den Autokorrelationsparameter der Reihen der täglichen K_t -Werte oder
- die der $\langle K_t \rangle$ -Klasse entsprechende Markovsche Übergangsmatrix benötigt.

In Abschnitt 4.7 sollen entsprechend synthetisierte Zeitreihen zur Bestimmung des monatlichen energetischen Verhalten von RES verwendet werden. Dabei ist zu überprüfen, ob die synthetisierten Reihen die Charakteristiken empirischer Daten für diesen Zweck angemessen wiedergeben. Dafür soll folgendes Verfahren verwendet werden: Über Zeitschrittsimulationen wird das energetische Ver-

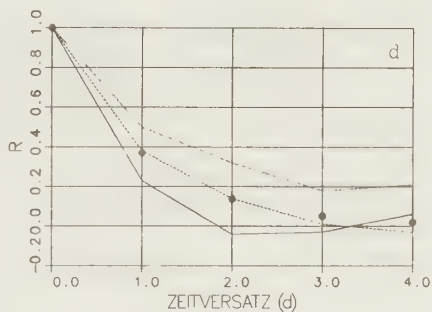
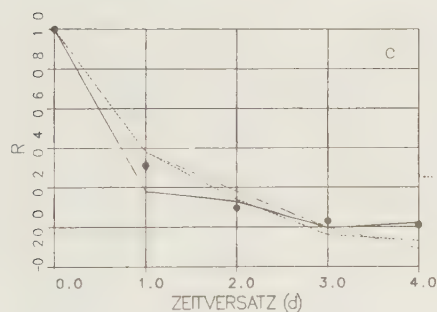
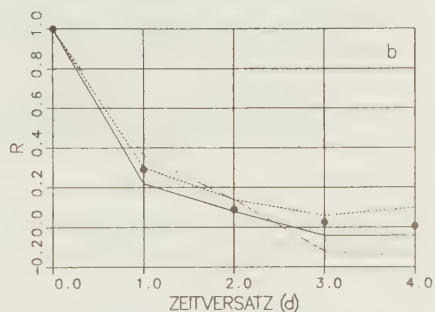
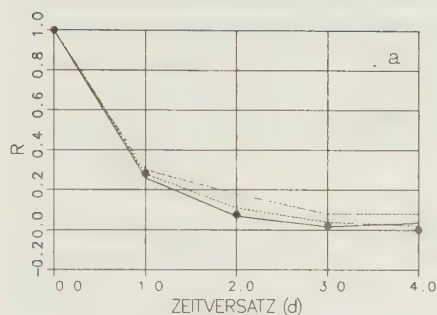


Abb. 4.6.1.2 a-d

Autokorrelationsfunktionen R monatlicher Reihen des täglichen clearness index. Die Abbildungen entsprechen den folgenden Monatsklassen des clearness index : a: $\langle K_t \rangle = 0.30$, B: $\langle K_t \rangle = 0.39$, c: $\langle K_t \rangle = 0.45$, d: $\langle K_t \rangle = 0.49$. Dargestellt sind jeweils die für die Daten der Standorte Norderney (durchgezogene Kurven), Bremen (unterbrochene Kurven) und Osnabrück (punktierter Kurven) bestimmten Verläufe. Die Einzelpunkte geben den Verlauf einer exponentiell abklingenden Autokorrelationsfunktion wieder.

Tabelle 4.6.1.1

Klassifizierung monatlicher Reihen des clearness index K_t entsprechend den Monatsmittelwerten (nach <Aguiar 87>). Für die untersuchten Standorte wird die Aufteilung der monatlichen K_t -Reihen auf die Klassen angegeben.

Klasse	1	2	3	4	5
obere Grenze für $\langle K_t \rangle$	0.37	0.42	0.47	0.51	0.55
mittlerer Wert für $\langle K_t \rangle$	0.30	0.39	0.45	0.49	0.53
Anzahl der Monate pro $\langle K_t \rangle$ Klasse					
Norderney	24	15	5	9	5
Bremen	30	9	10	9	2
Osnabrück	31	11	10	5	3

halten von RES mit empirischen und entsprechend synthetisierten Eingangsdaten berechnet. Die Abweichnung der Ergebnisse für die beiden Datensätze gibt ein Maß für die Anwendbarkeit der synthetisierten Reihen.

4.6.2 Das statistische Verhalten von Tagesmittelwerten der Windgeschwindigkeit

In <Balouktsis 85> wird für Standorte in Griechenland eine gemeinsame Markovsche Übergangsmatrix für einen Residualprozess der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit gegeben. Damit zeigen die Residuen der Windgeschwindigkeit eine den untersuchten Standorten gemeinsame Häufigkeitsverteilung und einen gemeinsamen Autokorrelationsparameter.

Es soll untersucht werden, ob für die aus Norderney, Bremen und Osnabrück vorliegenden Reihen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit eine analoge gemeinsame Beschreibung möglich ist.

Eine Residualreihe V_{res} der Windgeschwindigkeit wird dafür über die Normierung der Tagesmittelwerte V auf den Monatsmittelwert $\langle V \rangle$ gebildet:

$$(4.6.2.1) \quad V_{res} = V / \langle V \rangle$$

Dieses Verfahren der Residuenbildung ist gegenüber dem in <Balouktsis 85> beschriebenen Verfahren vereinfacht, vermeidet aber die in Abschnitt 4.7 angesprochenen Probleme bei der Rekonstruktion des Monatsmittelwertes.

Abb. 4.6.2.1 zeigt für die 5 Jahre umfassenden Zeitreihen die kumulativen Häufigkeitsverteilungen $F_k(V_{res})$ der Windgeschwindigkeitsresiduen an den drei Standorten. Die dargestellten Kurven sind für eine Klassifizierung der Windgeschwindigkeitsresiduen in 5 Intervalle bestimmt. Trotz der sehr unterschiedlichen langjährigen Mittelwerte der Windgeschwindigkeiten an den 3 Stationen (Norderney: 5.93 m/s, Bremen: 4.45 m/s, Osnabrück: 3.28 m/s) stimmen die Verteilungsfunktionen der Residualprozesse gut überein. Die Abb.4.6.2.2a-c zeigen, daß die Verteilungsfunktionen auch jahreszeitlich nur schwach variieren. Dargestellt sind die

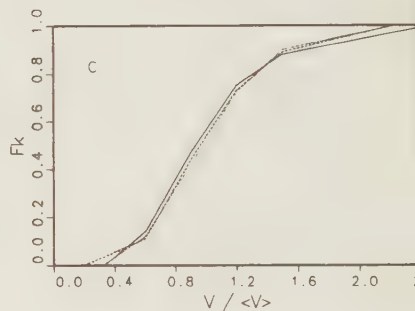
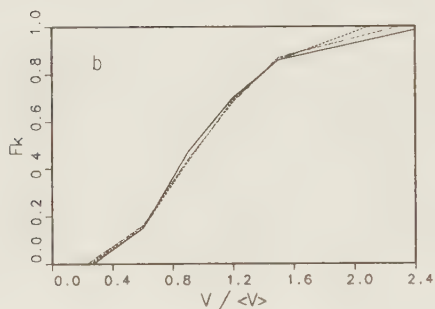
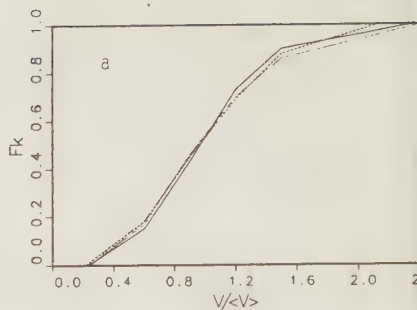
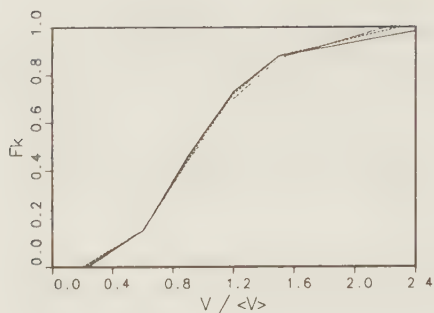


Abb. 4.6.2.1 ; 4.6.2.2 a-c

Kumulative Häufigkeitsverteilungen F_k von Residualreihen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit an nordwestdeutschen Standorten. Abb. 4.6.2.1 zeigt die jeweils für die gesamte vorliegende Datenbasis (5 Jahre) ermittelten Verteilungen. Die Abb. 4.6.2.2 a-c geben die für Monatsgruppen ermittelten Verteilungen an (a: Monate (1,2,11,12), b: Monate (3,4,9,10), c: Monate (5,6,7,8)). Es gilt folgende Zuordnung der Kurven: durchgezogene Kurven : Norderney, unterbrochene Kurven : Bremen, punktierte Kurven : Osnabrück.

kumulativen Häufigkeiten der Residuen für Winter (Monate 1,2,11,12), Sommer (Monate 5-8) und Übergangszeiten (Monate 3,4,9,10). Auch bei diesen Funktionen ist die Übereinstimmung für die Daten der drei Standorte gegeben.

Die Autokorrelationsfunktionen der Residuen sind in Abb.4.6.2.3 a-c, nach den oben angegebenen Monatsgruppen geordnet, dargestellt. Die Abweichungen des Autokorrelationsparameters $R(1)$ zwischen den drei Standorten sind gering. Diese Werte weichen von den in <Balouktsis 86> für $R(1)$ angegebenen Daten nur geringfügig ab.

Der Vergleich mit der in den Abbildungen dargestellten exponentiellen Autokorrelationsstruktur zeigt eine zufriedenstellende Übereinstimmung. Das Zeitverhalten der Windgeschwindigkeitsresiduen sollte damit über ein Markov-Modell 1.Ordnung angenähert werden können.

Die Synthetisierung einer monatlichen Reihe der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit kann so über die Kenntnis

- des Monatsmittelwertes
- und
- der Häufigkeitsverteilung und des Autokorrelationsparameters oder
- der Markovschen Übergangsmatrix

erfolgen. Auf dieser Basis können zur Generierung von Windgeschwindigkeitsreihen die in <Aguiar 87> und <Graham 88> beschriebenen Verfahren zur Synthetisierung von Zeitreihen des clearness index adaptiert werden.

Die Anwendung entsprechend synthetisierter Reihen der Windgeschwindigkeit zur Bestimmung des energetischen Verhalten von RES soll in Abschnitt 4.7 diskutiert werden.

4.6.3 Das statistische Verhalten von Monatsmittelwerten der meteorologischen Parameter

Da der für diese Arbeit zu Verfügung stehende Datensatz sich nur auf einen Meßzeitraum von 5 Jahren bezieht, müssen die folgenden

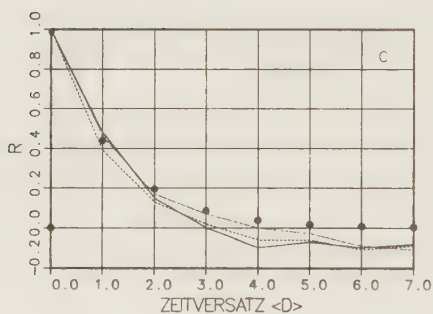
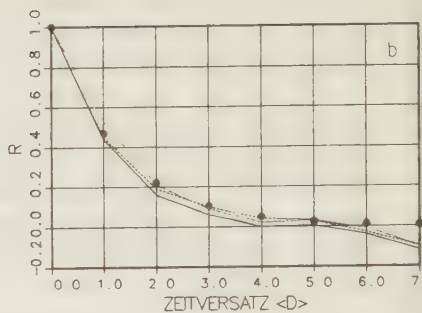
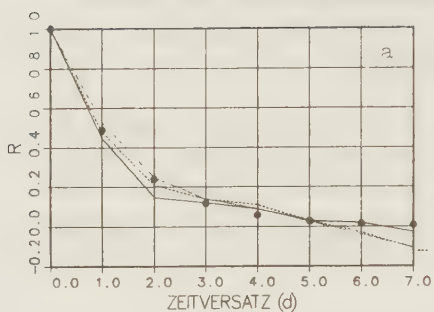


Abb. 4.6.2.3 a-c

Autokorrelationsfunktionen R von Residualreihen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit an den untersuchten Standorten. Dargestellt sind jeweils die für die Daten einer Monatsgruppe ermittelten Funktionen (a: Monate (1,2,11,12), b: Monate (3,4,9,10), c: Monate (5,6,7,8). Es gilt die Zuordnung: durchgezogene Kurven : Norderney, unterbrochene Kurven : Bremen, punktierte Kurven : Osnabrück. Die Einzelpunkte geben den Verlauf einer exponentiell abklingenden Autokorrelationsfunktion.

Ergebnisse der Analyse zurückhaltend bewertet werden.

Zur Analyse des statistischen Verhaltens der Monatsmittelwerte der meteorologischen Parameter wird zunächst deren mittlerer Zeitverlauf bestimmt. In Abb. 4.6.3.1 und 4.6.3.2 sind die lang-jährigen (hier 5 jährigen) Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit $\langle V_1 \rangle(\text{mon})$ und des clearness index $\langle K_{11} \rangle(\text{mon})$ an den Standorten Norderney, Bremen und Osnabrück dargestellt.

Ausgehend vom mittleren Verlauf der Monatsmittelwerte $\langle X_1 \rangle(\text{mon})$ werden Residualreihen $\langle X_{res} \rangle(\text{mon, jahr})$ der Monatsmittelwerte gebildet:

$$(4.6.3.1) \quad \langle X_{res} \rangle(\text{mon, jahr}) = \langle X_{mess} \rangle(\text{mon, jahr}) - \langle X_1 \rangle(\text{mon})$$

Der Verlauf der Standardabweichungen $\sigma(\text{mon})$ der Residualwerte vom mittleren Verlauf ist in den Abb. 4.6.3.3 und 4.6.3.4 dargestellt.

Die Abb. 4.6.3.5 und 4.6.3.6 zeigen Häufigkeitsverteilungen der mit der Standardabweichung normierten Residuen

$$(4.6.3.2) \quad \langle X'_{res} \rangle(\text{mon}) = \langle X_{res} \rangle(\text{mon}) / \sigma(\text{mon})$$

der meteorologischen Parameter. Diese Verteilungen, die unter Verwendung der Daten aller Monate bestimmt wurden, stellen für die Verteilungen der Abweichungen für einen speziellen Monat sicherlich nur eine Näherung dar.

Die Autokorrelationsfunktionen der normierten Residualreihen sind in den Abb. 4.6.3.7 und 4.6.3.8 dargestellt. Es sind deutliche Abweichungen vom Verlauf einer Exponentialfunktion zu erkennen. Aufgrund der Kürze der Zeitreihen (60 Werte) sind die Unsicherheiten in der Bestimmung der Werte der Autokorrelationsfunktionen jedoch groß.

Es erscheint deshalb nicht sinnvoll, ein statistisches Modell aufzustellen, das eine genaue Wiedergabe des Autokorrelationsverhaltens der Residualreihen ermöglicht. Deshalb wird im Folgenden ein heuristisches Verfahren zur Synthetisierung der entsprechenden Zeitreihen verwendet:

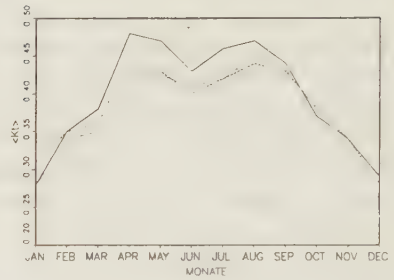
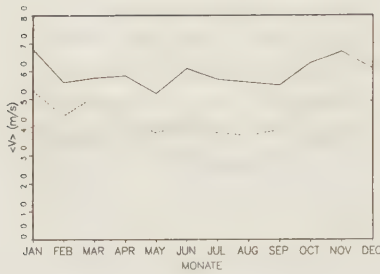


Abb. 4.6.3.1 , 4.6.3.2

Verlauf der über 5 Jahre bestimmten Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit $\langle V \rangle$ und des clearness index $\langle K_t \rangle$ an den untersuchten Standorten. (Zuordnung : durchgezogene Kurven : Norderney, unterbrochene Kurven : Bremen , punktierte Kurven : Osnabrück).

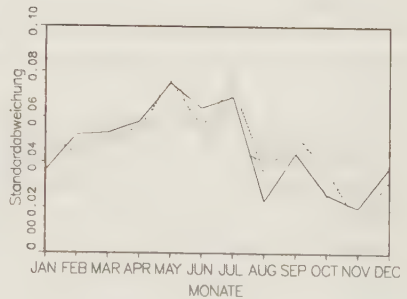
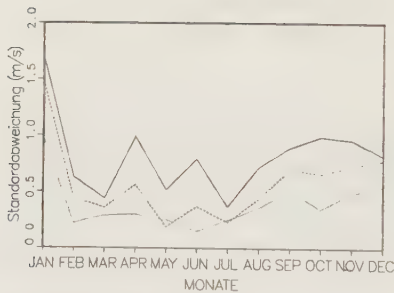


Abb. 4.6.3.3, 4.6.3.4

Verlauf der Standardabweichungen der Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit (4.6.3.3) und des clearness index (4.6.3.4) von dem in Abb. 4.6.3.1 und 4.6.3.2 dargestellten mittleren Monatsgang. Die Zuordnung der Kurven wurde beibehalten.

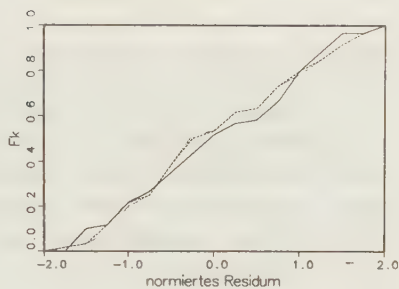
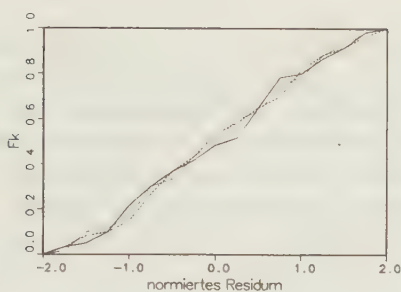


Abb. 4.6.3.5, 4.6.3.6

Kumulative Häufigkeitsverteilungen der normierten Residualreihen der Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit (4.6.3.5) und des clearness index (4.6.3.6) für die untersuchten Standorte.

(Zuordnung der Kurven wie in den vorstehenden Abbildungen)

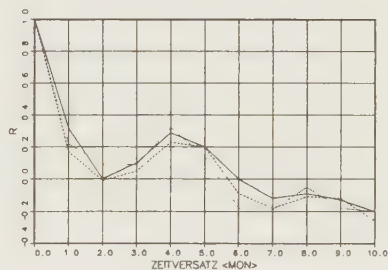
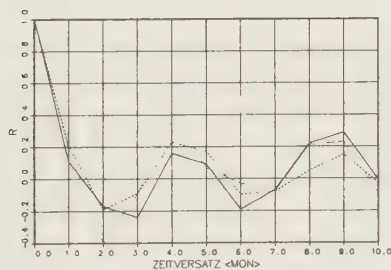


Abb. 4.6.3.7 , 4.6.3.8

Autokorrelationsfunktionen der Reihen der Residualwerte der Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit und des clearness index für die untersuchten Standorte. (Datenbasis: 60 Monate). Gleiche Zuordnung der Kurven wie in den vorstehenden Abbildungen.

Eine Residualreihe der Monatsmittelwerte wird über ein $AR(1)$ -Verfahren mit Gauß'scher Transformation synthetisiert. Dabei werden die in Abb. 4.6.3.5 und 4.6.3.6 dargestellten kumulierten Häufigkeitsverteilungen zugrundegelegt. Der Autokorrelationsparameter wird so gewählt, daß die Varianz der Jahresmittelwerte den Meßdaten entsprechend wiedergegeben wird. In Tab.4.6.3.1 sind die Korrelationsparameter der $AR(1)$ -Modelle gegeben, mit denen die beste Wiedergabe der Streuung der Jahresmittelwerte erreicht wird.

Dieses Verfahren soll in Abschnitt 4.8 verwendet werden, um Eingangsdatenreihen für die Bestimmung des langjährigen energetischen Verhaltens von RES zu generieren. Die Verlässlichkeit der so gewonnenen Ergebnisse wird auch in diesem Fall über den Vergleich mit den für empirische Eingangsdatenreihen ermittelten Werten gegeben.

Tabelle 4.6.3.1

Bei der Synthetisierung von Wetterdaten verwendete Autokorrelationsparameter $R(1)$ der Residualreihen der Monatsmittelwerte, die die Streuung der empirischen Jahresmittelwerte optimal wiedergeben (obere Tabellenhälfte Synthese der Windgeschwindigkeitsreihen, unten Synthese der Reihen des clearness index). Die angegebenen Mittelwerte $\langle\langle V \rangle\rangle$ und $\langle\langle K_t \rangle\rangle$ entsprechen den 5 jährigen Mitteln für Windgeschwindigkeit und clearness index.

	$\langle\langle V \rangle\rangle$ [m/s]	σ empirische [m/s]	σ Modell [m/s]	$R(1)$
Norderney	5.93	0.27	0.26	0.10
Bremen	4.45	0.15	0.17	0.0
Osnabrück	3.28	0.12	0.14	0.0

	$\langle\langle K_t \rangle\rangle$	σ empirisch	σ Modell	$R(1)$
Norderney	0.40	0.025	0.023	0.45
Bremen	0.38	0.016	0.017	0.25
Osnabrück	0.37	0.018	0.019	0.30

4.7 Die Bestimmung monatlicher integraler Betriebsdaten von RES unter Verwendung synthetisierter Zeitreihen der Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter

Im folgenden wird die Abhängigkeit der berechneten monatlichen Deckungsgrade von den statistischen Eigenschaften der Eingangsdaten untersucht. Der monatliche Deckungsgrad und monatliche Auslegungsparameter von RES sind dabei folgendermaßen definiert: Die Werte entsprechen dem mittleren Verhalten von RES unter dem Einfluß von meteorologischen Zeitreihen, die als Realisationen eines gemeinsamen statistischen Prozesses aufgefaßt werden können. Der statistische Prozess weist dabei die Eigenschaften monatlicher Residualreihen der meteorologischen Parameter auf.

Im folgenden Abschnitt soll die Aussagekraft des so definierten monatlichen Deckungsgrades für die Angabe des langjährigen Betriebsverhalten von RES diskutiert werden.

4.7.1 Die Überprüfung der Äquivalenz synthetisierter und empirischer monatlicher Reihen des täglichen clearness index

Hier soll zunächst überprüft werden, mit welcher Genauigkeit integrale Betriebsdaten von RES, die unter Verwendung empirischer Eingangsdatenreihen bestimmt wurden, bei der Anwendung entsprechend synthetisierter Eingangsdaten wiedergegeben werden. Zu diesem Zweck wird der monatliche regenerative Deckungsgrad F von RES über Zeitschrittsimulationen für beide Eingangsdatensätze berechnet.

Es werden Simulationsrechnungen mit Zeitauflösungen von 1d und 1h durchgeführt. Die verwendeten Simulationsverfahren sind aus Gründen der Übersichtlichkeit gegenüber dem in Kap 3. beschriebenen Verfahren einfacher gehalten. Dies gilt sowohl für die verwendeten Modelle der Komponenten der RES als auch für die Programmstruktur.

Die Struktur der untersuchten RES ist in Abb. 4.7.1.0 gegeben. Sie sind durch die Nutzung von jeweils nur einem Konvertertyp (Photovoltaischer Generator (PV) oder Windenergiekonverter (WEK))

gekennzeichnet.

Die Leistungsabgabe des PV-Generators P_{pv} wird über:

$$(4.7.1.1) \quad P_{pv}(t_n) = c_{pv} * c_u * G(t_n)$$

mit: $G(t_n)$: Einstrahlung
 c_u : Übertragungsfaktor
 c_{pv} : Auslegungsfaktor

beschrieben. Die Leistungs und Einstrahlungswerte geben dabei entsprechend dem Zeittakt der Rechnungen Tages- oder Stundenmittel an. Über die Wahl des Faktors c_{pv} kann die Auslegungsgröße des PV-Generators variiert werden.

Für den WEK wird eine einfache, stückweise lineare Charakteristik des mittleren stündlichen Leistungsverhaltens $P(V)$ zugrundegelegt (Abb.4.7.1.1) (vgl. <Gabler 85>). Für Rechnungen, die Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit als Eingangsdaten verwenden, wird diese Kennlinie abgewandelt. Über die Reihe der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit Oldenburg 1982 wurden die Tagesmittelwerte von Windgeschwindigkeit und Leistung bestimmt. In Abb.4.7.1.1 ist die daraus gewonnene Kennlinie des WEK für Tagesmittelwerte der Leistung und der Windgeschwindigkeit eingetragen. Die Leistungsabgabe des WEK $P_{wek}(V)$ wird für unterschiedliche Auslegungsgrößen des WEK über

$$(4.7.1.2) \quad P_{wek}(V) = P_{wekn}(V) * c_{wek}$$

mit: $P_{wekn}(V)$ = Charakteristik des WEK (Abb.4.7.1.1)
 (für Tages- oder Stundenmittelwerte)
 c_{wek} = Auslegungsfaktor

bestimmt. Bei der Betrachtung der im folgenden dargestellten Untersuchungen ist zu beachten, daß hier eine spezielle WEK-Charakteristik und ein spezieller Verlauf der Tagesgänge der Windgeschwindigkeit zugrundegelegt wurden. Die Ergebnisse lassen sich so nur mit Einschränkungen verallgemeinern.

Der zu versorgende Verbraucher hat einen konstanten Lastbedarf der Größe P_{last} . Der Lastbedarf ist immer zu decken.

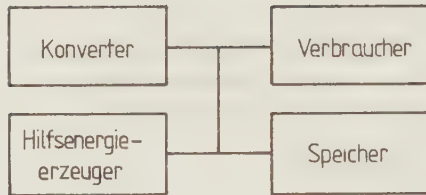


Abb. 4.7.1.0

Struktur der in Abschnitt 4.7 untersuchten RES.

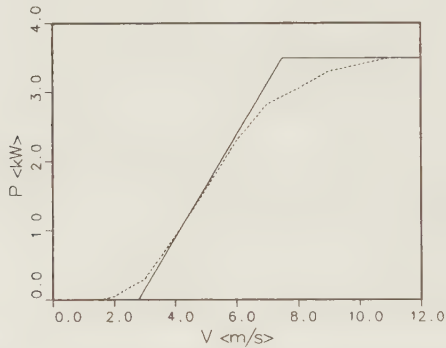


Abb. 4.7.1.1

Verwendete WEK-Leistungscharakteristiken. Die durchgezogene Kurve (i) gibt die mittlere stündliche Leistungsabgabe in Abhängigkeit vom Stundenmittelwert der Windgeschwindigkeit an. Die unterbrochene Kurve zeigt die entsprechende Charakteristik für Tagesmittelwerte. Diese Kurve wurde aus (i) über die Verknüpfung mit den Stundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit in Oldenburg 1982 gewonnen.

Es wird ein idealisierter verlustloser Batteriespeicher angenommen. Sein Zustand sei ausschließlich durch seinen Energieinhalt bestimmt. In jedem Zeitschritt wird der Energieeintrag der Konverter und der Energieverbrauch der Last bilanziert. Der Differenzbetrag wird dem Speicher entnommen oder zugeführt. Hat der Speicher seinen maximalen Energieinhalt erreicht, wird ein weiterer Energieeintrag als Überschuß ausgewiesen. Ein aus dem Speicher nicht zu deckender Energiebedarf wird dem System über Hilfsenergieeinsatz zugeführt. Die mittlere Hilfsleistung in einem Zeittakt P_{aux} wird durch den zur Lastdeckung erforderlichen Energiebetrag bestimmt.

Die Konverter- und Speichergrößen werden im folgenden, wie in Kapitel 3 eingeführt, normiert angegeben. Die regenerative Erzeugung PRG gibt das Verhältnis von mittlerer Konverterleistung $\langle P_{reg} \rangle$ zur Leistungsaufnahme der Last an. Die Speichergröße BAT gibt die maximale Zeit an, über die die Last ausschließlich aus dem Speicher versorgt werden kann. Als integraler Betriebsparameter wird der regenerative Deckungsgrad untersucht:

$$(4.7.1.3) \quad F = (\langle P_{last} \rangle - \langle P_{aux} \rangle) / \langle P_{last} \rangle$$

Mit diesem Simulationsverfahren soll nun der monatliche Deckungsgrad von RES unter Verwendung empirischer und synthetisierter Eingangsdatenreihen bestimmt werden.

Es soll zunächst die Verwendung von Einstrahlungsreihen untersucht werden, die auf empirischen und synthetisierten Reihen des täglichen clearness index K_t beruhen. Als empirische Datensätze werden die in Abschnitt 4.3.1 beschriebenen monatlichen K_t -Reihen norddeutscher Standorte verwendet. Die Reihen sind entsprechend ihrer Monatsmittelwerte $\langle K_t \rangle$ nach Klassen geordnet (vgl. Tab. 4.7.1.1). Die einer Klasse entsprechenden Reihen sind im folgenden zusammengefaßt und werden durch den jeweiligen Klassenmittelwert gekennzeichnet.

Die synthetischen K_t -Reihen sind über ein AR(1)-Verfahren mit Gauß'scher Transformation erstellt (siehe Abschnitt 4.1.1 S.90).

Dabei wurden die, den $\langle K_t \rangle$ - Klassen entsprechenden Häufigkeitsverteilungen zugrundegelegt und der Autokorrelationsparameter $R(1)$ der empirischen Reihen vorgegeben. Da die numerische Durchführung der Gauß'schen Transformation eine Filterung der Zeitreihen bewirkt, muß für den normalverteilten $AR(1)$ -Prozeß ein geringfügig höherer Autokorrelationsparameter angesetzt werden, um den für die K_t -Reihe vorgegebenen Wert zu erreichen. Diese Korrektur erfolgte iterativ (typische Korrekturwerte 0.01-0.02).

Über

$$(4.7.1.4) \quad G(t_n) = K_t(t_n) * G_{ex}(t_n)$$

wurden aus den Reihen des clearness index Reihen mittlerer täglicher Einstrahlungen $G(t_n)$ gebildet. Der Wert der mittleren täglichen extraterrestrischen Einstrahlung $G_{ex}(t_n)$ wird, wenn nicht anders vermerkt, als konstant angenommen. Mit der in Gl.(4.7.1.1) beschriebenen linearen Antwortcharakteristik des PV-Generators gilt:

$$(4.7.1.5) \quad P_{pv}(t_n) = c_{pv} * C_u * G_{ex}(t_n) * K_t(t_n)$$

und

$$(4.7.1.6) \quad \langle P_{pv} \rangle = c_{pv} * C_u * \langle G_{ex} \rangle * \langle K_t \rangle.$$

Durch geeignete Wahl des Auslegungsfaktors c_{pv} kann der Wert der mittleren Leistungsabgabe $\langle P_{pv} \rangle$ und damit der Wert von PRG unabhängig vom Absolutwert von G_{ex} eingestellt werden.

Bei den im Folgenden dargestellten Rechnungen wurde entsprechend der Zeitauflösung der Eingangsdaten der Zeitschritt 1d verwendet.

Abb.4.7.1.2 zeigt die unter Verwendung empirischer und synthetisierter Reihen des clearness index ermittelte Abhängigkeit des monatlichen regenerativen Deckungsgrades F eines PV-RES von der regenerativen Erzeugung PRG. Dargestellt sind die Ergebnisse für Energiesysteme, die durch $BAT = 1d$ und $BAT = 3d$ charakterisiert sind. Es wurde die empirische Zeitreihe verwendet, die für die durch den mittleren monatlichen clearness index $\langle K_t \rangle = 0.30$

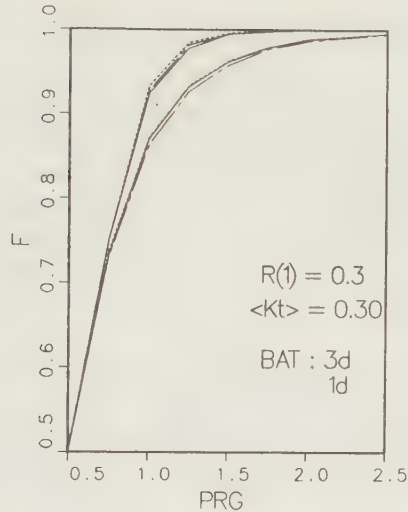


Abb. 4.7.1.2

Vergleich der für unterschiedliche Eingangsdaten bestimmten Werte des monatlichen Deckungsgrades F von PV-RES (Zeitauflösung der Rechnung: 1d). Dargestellt ist die Beziehung $F(\text{PRG})$ für RES mit Speichergrößen von $\text{BAT} = 1\text{d}$ (untere Kurvenschar) und $\text{BAT} = 3\text{d}$ (obere Kurvenschar). Der Deckungsgrad ist in dem Bereich $0.5 < F < 1$ dargestellt. PRG wurde für Werte zwischen 0.5 und 2.5 untersucht. Die als Eingangsdaten verwendeten Einstrahlungsdaten basieren auf den unterschiedlichen Reihen des täglichen clearness index K_t . Die Kurven wurden für folgende Datensätze bestimmt:

- durchgezogene Kurven : empirische K_t -Reihe (Daten des Standorts Osnabrück)
- punktierte Kurven : synthetisierte K_t -Reihe (Häufigkeitsverteilung der empirischen Daten)
- strichpunktierte Kurven : synthetisierte Reihe (Häufigkeitsverteilung nach <Aguiar 87>)

Alle K_t -Reihen wurden für die Klasse des Monatsmittelwerts des clearness index entsprechend $\langle K_t \rangle = 0.30$ und einen Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.3$ bestimmt.

gekennzeichnete Klasse am Standort Osnabrück bestimmt wurde. In der Abbildung sind die Ergebnisse für zwei synthetisierte Datensätze dargestellt. Dabei wurde zum Einen die in <Aguiar 87> für die untersuchte Klasse gegebene kumulative Häufigkeitsverteilung der K_t -Werte bei der Synthetisierung verwendet; zum Anderen wurde die hier empirisch bestimmte Verteilung zugrundegelegt. Die Verteilungen wurden in tabellierter Form (10 Stützstellen) vorgegeben. Der vorgegebene Autokorrelationsparameter hat entsprechend der empirischen Datenreihe den Wert $R(1) = 0.3$. Die synthetisierten Reihen weisen eine Länge von 20000 Tagen auf.

Es ist zu erkennen, daß die unter Verwendung der empirischen K_t -Reihe bestimmten Werte des Deckungsgrads F bei der Anwendung synthetisierter Eingangsdaten mit Fehlern von maximal $\pm 1\%$ widergegeben werden. Dabei zeigt sich, daß die auf Grundlage der empirischen Häufigkeitsdichte synthetisierte Reihe geringere Abweichungen verursacht.

In Abb. 4.7.1.3 ist der Vergleich weiterer Ergebnisse von Simulationsrechnungen dargestellt. Der Deckungsgrad F , der für durch BAT und PRG charakterisierte Systeme unter Verwendung synthetisierter Daten bestimmt wurde, ist über dem entsprechenden Wert für empirische K_t -Reihen aufgetragen. Es wurden die empirischen K_t -Reihen der Klassen $\langle K_t \rangle = 0.30$, $\langle K_t \rangle = 0.39$, $\langle K_t \rangle = 0.45$ und $\langle K_t \rangle = 0.49$ der untersuchten Stationen Norderney, Bremen und Osnabrück verwendet. Bei der Synthese wurden für die Klasse $\langle K_t \rangle = 0.30$ die hier ermittelten empirischen Häufigkeitsverteilungen verwendet. Für die Klassen mit höheren $\langle K_t \rangle$ -Werten erfolgte die Synthetisierung der Datenreihen mit den in <Aguiar 87> gegebenen Verteilungen. Für diese Klassen weichen die hier ermittelten empirischen Häufigkeitsverteilungen nur gering von diesen Angaben ab (vgl. Abb. 4.6.1.1.). Die verwendeten Autokorrelationsparameter entsprechen den empirischen Werten. Es wurden Systeme mit Speichergrößen im Bereich von $BAT = 1d - 5d$ und Konvertergrößen von $PRG = 1.0 - 2.5$ untersucht. Die Größe der maximalen Abweichungen der für die unterschiedlichen Datenbasen ermittelten Werte des Deckungsgrades liegt bei $\pm 2\%$. Eine systematische Tendenz der Abweichungen ist nicht zu erkennen.

Es werden nun die Werte des monatlichen regenerativen Deckungs-

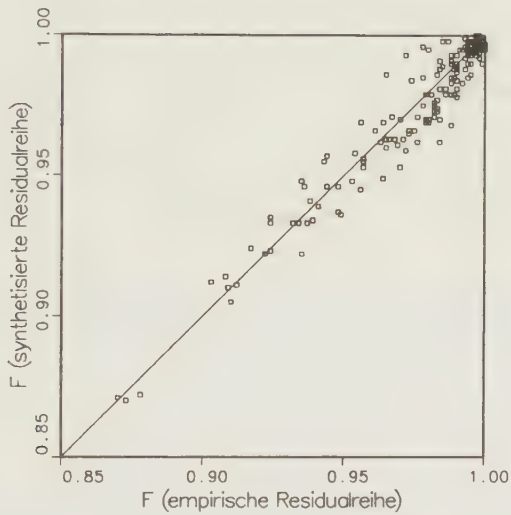


Abb. 4.7.1.3

Vergleich der Werte des monatlichen Deckungsgrades, die jeweils für PV-RES gleicher Auslegung bestimmt wurden. Die Abszisse gibt den Wert von F , der unter Verwendung empirischer monatlicher K_t -Reihen des täglichen clearness index bestimmt wurde; auf der Ordinate sind die Werte des Deckungsgrades aufgetragen, die für entsprechend synthetisierte K_t -Reihen bestimmt wurden. F ist jeweils im Bereich $0.85 < F < 1.0$ dargestellt.

grades verglichen, die für WEK-RES bei der Verwendung unterschiedlicher Eingangsdatensätze ermittelt wurden. Bei diesen Rechnungen wurden die in Abschnitt 4.6.1 beschriebenen empirischen Residualreihen der Windgeschwindigkeit für die untersuchten norddeutschen Standorte zugrundegelegt. Synthetische Residualreihen wurden entsprechend der durch die empirischen Daten gegebenen Werte des Autokorrelationsparameters und der kumulativen Häufigkeitsverteilung (tabelliert, 11 Stützstellen) über ein AR(1)-Verfahren mit Gauß'scher Transformation generiert. Die Residualreihen wurden zu Windgeschwindigkeitsreihen transformiert, die einen Mittelwert $\langle V \rangle = 3 \text{ m/s}$ aufweisen.

Abb. 4.7.1.4 zeigt die Abhängigkeit des regenerativen Deckungsgrades von der Konvertergröße für Eingangsdatenreihen des Standorts Norderney. Dargestellt sind die Werte für RES mit Speichergrößen von $BAT = 1d$ und $BAT = 3d$. Die Systeme mit $BAT = 1d$ wurden für Datenreihen der Wintermonate untersucht, die Systeme mit $BAT = 3d$ für Datenreihen der Sommermonate (vgl. Abschnitt 4.6.1). Die Verwendung synthetisierter Datenreihen führt hier zu Werten des Deckungsgrades, die um maximal 2% von den für die entsprechenden empirischen Eingangsdaten bestimmten Werten abweichen. Bei den für die Datenreihen der Sommermonate untersuchten Systemen ($BAT=3d$) zeigt sich ein systematisches Verhalten der Abweichungen.

In Abb. 4.7.1.5 sind die Ergebnisse weiterer entsprechender Vergleichsrechnungen in einem Korrelationsdiagramm der für die unterschiedlichen Datensätze ermittelten Deckungsgrade dargestellt. Dieser Darstellung liegen Simulationsrechnungen für WEK-RES mit Auslegungsparametern von $PRG = 1 - 2.5$ und $BAT = 1d - 5d$ zugrunde. Als Eingangsdaten der Rechnungen wurden empirische und synthetisierte Residualreihen der Windgeschwindigkeit des Standorts Norderney verwendet, wobei hier auch die für die Übergangsmonate (3,4,9,10) ermittelte Reihe hinzugezogen wurde. Die Größe der maximal auftretenden Abweichungen der für gleiche Systeme bestimmten Deckungsgrade beträgt auch hier 2-3%. Die jeweils stärkste Unterschätzung des Deckungsgrades bei der Anwendung synthetisierter Daten wurde für die den Sommermonaten entsprechenden Eingangsdaten ermittelt.

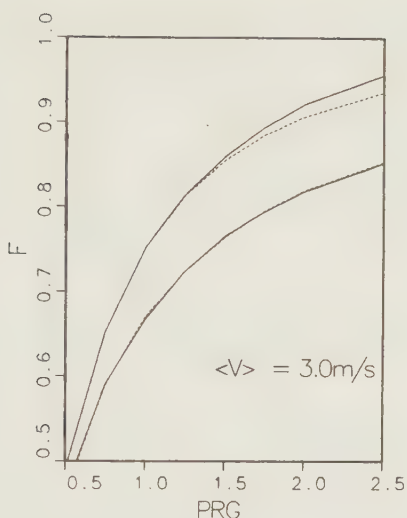


Abb. 4.7.1.4

Vergleich der für unterschiedliche Eingangsdaten bestimmten Werte des monatlichen Deckungsgrades F von WEK-RES. (Zeitauflösung der Rechnung: 1d). Dargestellt ist die Beziehung $F(PRG)$ für RES mit Speichergrößen von $BAT = 1d$ (untere Kurvenschar) und $BAT = 3d$ (obere Kurvenschar). Der Deckungsgrad ist in dem Bereich $0.5 < F < 1$ dargestellt. PRG wurde für Werte zwischen 0.5 und 2.5 untersucht. Die als Eingangsdaten verwendeten Windgeschwindigkeitsreihen weisen den Mittelwert $\langle V \rangle = 3 \text{ m/s}$ auf und basieren auf den unterschiedlichen Residualprozessen. Die Kurven wurden für folgende Datensätze bestimmt:

- durchgezogene Kurve, Systeme mit $BAT = 1d$: empirische Residualreihe, Standort Norderney, Daten der Monate (1,2,11,12)
- durchgezogene Kurve, Systeme mit $BAT = 3d$: empirische Residualreihe, Standort Norderney, Daten der Monate (5,6,7,8)
- punktierte Kurven: synthetisierte Residualreihen.

Für die Synthetisierung der Residualreihen wurden die Häufigkeitsverteilungen und die Autokorrelationsparameter der empirischen Reihen verwendet.

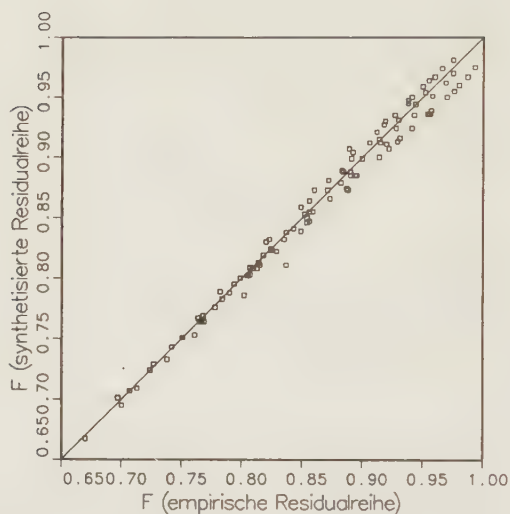


Abb. 4.7.1.5

Vergleich der Werte des monatlichen Deckungsgrades, die jeweils für WEK-RES gleicher Auslegung bestimmt wurden. Die Abszisse gibt den Wert von F , der unter Verwendung empirischer Residualreihen der Windgeschwindigkeit bestimmt wurde; auf der Ordinate sind die Werte des Deckungsgrades aufgetragen, die für entsprechend synthetisierte Residualreihen bestimmt wurden. F ist jeweils im Bereich $0.65 < F < 1.0$ dargestellt.

Es kann nach diesen Darstellungen davon ausgegangen werden, daß die für empirische Residualreihen ermittelten Werte des monatlichen regenerativen Deckungsgrades der hier untersuchten RES mit maximalen Fehlern von 2 - 3% durch die Anwendung entsprechend synthetisierter Daten wiedergegeben werden können. Damit ist der Bereich angegeben, in dem die im folgenden Abschnitt dargestellten Untersuchungen als allgemeingültige quantitative Aussagen verwendet werden können.

4.7.2 Der Einfluß der Variation der statistischen Charakteristiken der meteorologischen Eingangsdaten auf den regenerativen Deckungsgrad von RES

Die Charakterisierung der statistischen Eigenschaften der Tagesmittelwertreihen der meteorologischen Daten eines Monats durch wenige Parameter ermöglicht eine systematische Untersuchung des Zusammenhangs von Eingangsdaten und Systemverhalten. In diesem Abschnitt werden hierfür einige Beispiele gegeben.

Für die dargestellten Rechnungen wurden Zeitreihen der meteorologischen Parameter mit unterschiedlichen statistischen Eigenschaften synthetisiert. Diese Daten wurden als Eingangsgrößen von Zeitschrittsimulationsverfahrens zur Bestimmung des regenerativen Deckungsgrades von RES verwendet. Das energetische Verhalten kann so in Abhängigkeit von den statistischen Charakteristiken der meteorologischen Daten ermittelt werden. Diese Rechnungen wurden mit dem im vorigen Abschnitt dargestellten einfachen Simulationsverfahren durchgeführt.

Die Zeitauflösung der Rechnungen beträgt zunächst 1d. Der Einfluß der Zeitauflösung auf die ermittelten Werte des Deckungsgrades wird am Schluß des Absatzes diskutiert.

Zunächst soll der Einfluß der Häufigkeitsverteilung des täglichen clearness index K_t und des Autokorrelationsparameters $R(1)$ der K_t -Reihe auf den monatliche Deckungsgrad von RES untersucht werden. Für die Synthetisierung der Datenreihen werden die in <Aguiar 87> angegebenen, durch den Wert von $\langle K_t \rangle$ bestimmten Häufigkeitsverteilungen des täglichen clearness index verwendet. Die Reihen des clearness index werden über einen als konstant ange-

nommenen Wert der extraterrestrischen Einstrahlung G_{ex} in Reihen des Tagesmittelwertes der Einstrahlung G transformiert (vgl. Gl. (4.7.1.4)).

Die untersuchten Meteorologie/System-Kombinationen werden durch den Parametersatz

- monatlicher clearness index $\langle K_t \rangle$
 - Autokorrelationskoeffizient $R(1)$
- und
- regenerative Erzeugung (normierte Konvertergröße) PRG
 - Speichergröße BAT
- charakterisiert.

Abb. 4.7.2.1 zeigt den Einfluß des monatlichen clearness index $\langle K_t \rangle$ auf die Abhängigkeit des Deckungsgrades F von PRG. Die Systeme weisen Speichergrößen von $BAT = 1d$ auf. Es wurden Datenreihen generiert, die die Werte $\langle K_t \rangle = 0.30$, $\langle K_t \rangle = 0.39$ und $\langle K_t \rangle = 0.53$ aufweisen (diese Daten entsprechen jeweils den mittleren Werten einer der aus <Aguiar 87> übernommenen $\langle K_t \rangle$ -Klassen). Dabei wurde stets der Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.3$ verwendet.

Die Beziehung $F(\text{PRG})$ zeigt eine deutliche Abhängigkeit vom Parameter $\langle K_t \rangle$: Der ermittelte Deckungsgrad eines durch PRG charakterisierten Systems wächst an, wenn Eingangsdaten mit höherem Wert von $\langle K_t \rangle$ verwendet werden. Für Systeme mit der Speichergröße $BAT = 3d$ ist das gleiche Verhalten zu erkennen (Abb. 4.7.2.2). Dieser Zusammenhang kann auf die größere relative Varianz des täglichen clearness index bei niedrigeren Monatsmittelwerten $\langle K_t \rangle$ zurückgeführt werden.

In Abb. 4.7.2.3 und 4.7.2.4 ist der Einfluß des Autokorrelationsparameters $R(1)$ der Eingangsdatenreihen auf die Deckungsgradcharakteristik $F(\text{PRG})$ von RES dargestellt. Es wurden auch hier Systeme mit den Speichergrößen $BAT = 1d$ (Abb. 4.7.2.3) und $BAT = 3d$ (Abb. 4.7.2.4) untersucht. Die Eingangsdaten wurden mit den Werten $R(1) = 0.0$, $R(1) = 0.3$, und $R(1) = 0.5$ synthetisiert. Der Mittelwert des clearness index beträgt für alle Reihen $\langle K_t \rangle = 0.30$.

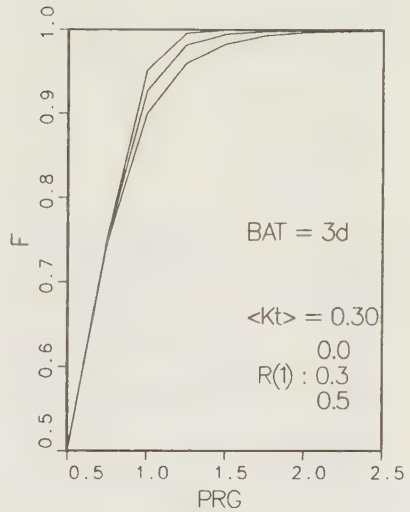
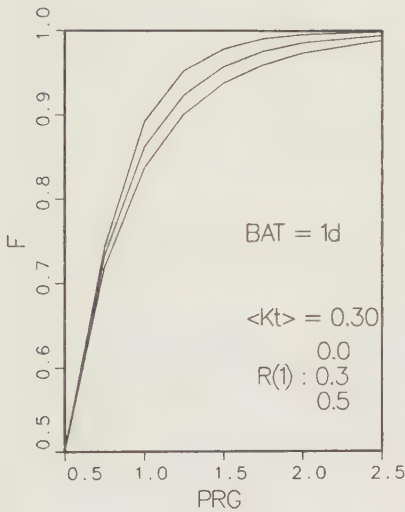


Abb. 4.7.2.1, 4.7.2.2

Der Einfluß des monatlichen clearness index auf den Deckungsgrad von PV-RES. Dargestellt ist die Beziehung $F(\text{PRG})$ für Speichergrößen von $\text{BAT} = 1\text{d}$ (Abb. 4.7.2.1) und $\text{BAT} = 3\text{d}$ (Abb. 4.7.2.2). Die Kurven wurden unter Verwendung synthetisierter K_t -Reihen ermittelt. Die Zeitauflösung der Rechnung betrug 1d.

Scharparameter ist der monatliche clearness index $\langle K_t \rangle$ der synthetisierten Reihen. Es gilt die Zuordnung:

obere Kurven : $\langle K_t \rangle = 0.53$
 mittlere Kurven : $\langle K_t \rangle = 0.39$
 untere Kurven : $\langle K_t \rangle = 0.30$

Alle Reihen wurden für den Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.3$ generiert.

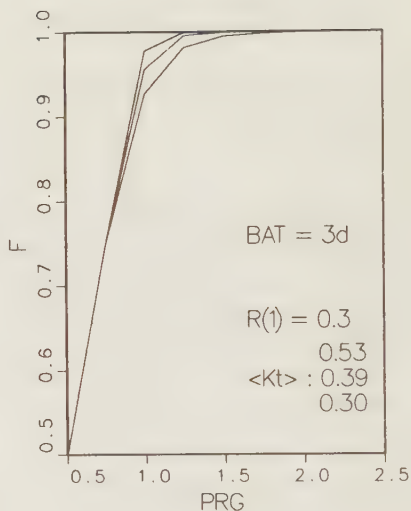
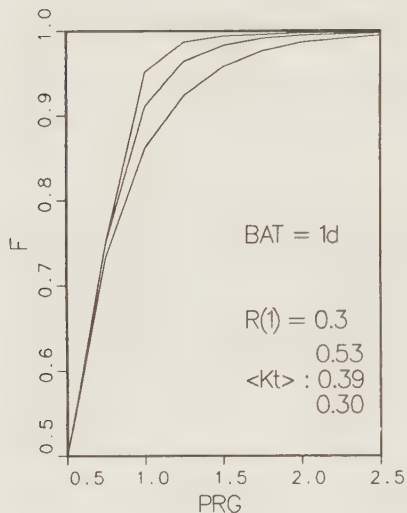


Abb. 4.7.2.3, 4.7.2.4

Der Einfluß des Autokorrelationsparameters $R(1)$ der Reihen des clearness index auf den Deckungsgrad von PV-RES. Dargestellt ist die Beziehung $F(\text{PRG})$ für Speichergrößen von BAT = 1d (Abb. 4.7.1.7) und BAT = 3d (Abb. 4.7.1.8). Die verwendeten Eingangsdaten wurden für unterschiedliche $R(1)$ -Werte synthetisiert. Es gilt die Zuordnung:

obere Kurven : $R(1) = 0.0$
 mittlere Kurven : $R(1) = 0.3$
 untere Kurven : $R(1) = 0.5$

Alle Reihen wurden entsprechend dem Monatsmittelwert $\langle K_t \rangle = 0.30$ generiert.

Die Erhöhung des Autokorrelationsparameters der Eingangsdaten führt für alle hier dargestellten Systemkonfigurationen zu einer Verringerung des Deckungsgrades. Dieser negative Einfluß einer starken Korrelation der Fluktuationen der Eingangsdaten auf das Systemverhalten ist einfach zu deuten. Die längere Andauer extremer Wettersituationen führt einerseits zu einer länger andauernden Entladung des Speichers und andererseits zu einer vermehrten Produktion von nicht nutzbarem Überschuß. Das Verhalten von Systemen mit sehr kleinen Werten von PRG (0.5) ist allerdings gegenüber dem Korrelationsparameter unempfindlich, da hier wegen der Größe der Konverter kein Überschuß produziert werden kann.

Bei den bisher dargestellten Rechnungen wurden synthetisierte Einstrahlungsreihen verwendet, die unter der Annahme eines konstanten Wertes der extraterrestrischen Einstrahlung G_{ex} generiert wurde. Dabei wird der Trend der extraterrestrischen Einstrahlung innerhalb eines Monats vernachlässigt. In Abb. 4.7.2.5 wird der Einfluß dieses Trends auf den regenerativen Deckungsgrad von Systemen dargestellt, die durch PRG = 1 charakterisiert sind. Es wurden zum Einen Eingangsdaten verwendet, bei deren Synthetisierung der Verlauf der extraterrestrischen Einstrahlung für den Monat Januar auf 53° nördlicher Breite berücksichtigt wurde. Der Reihe liegt eine periodischen Wiederholung dieser Strahlungscharakteristik zugrunde. Zum Anderen wurden die Daten für einen konstanten Wert von G_{ex} generiert.

Es zeigt sich, daß die Werte von F, die mit den unterschiedlichen Eingangsdatensätzen ermittelt wurden, für die in der Abb. 4.7.2.5 dargestellten Systeme um ~1% differieren. Die Vernachlässigung des Trends von G_{ex} führt hier stets zu einer Überschätzung von F.

Im folgenden wird der Einfluß der statistischen Parameter des Zeitverlaufs von Tagesmittelwerten der Windgeschwindigkeit über einen Monat auf den regenerativen Deckungsgrad von WEK-RES untersucht.

Synthetisierte monatliche Residualreihen der Windgeschwindigkeit $V_{res}(t_n)$ werden über ihre Häufigkeitsverteilung $h(V_{res})$ und ihren Autokorrelationsparameter $R(1)$ beschrieben. Die Residualreihen werden durch Skalierung mit einem Monatsmittelwert $\langle V \rangle$ der Wind-

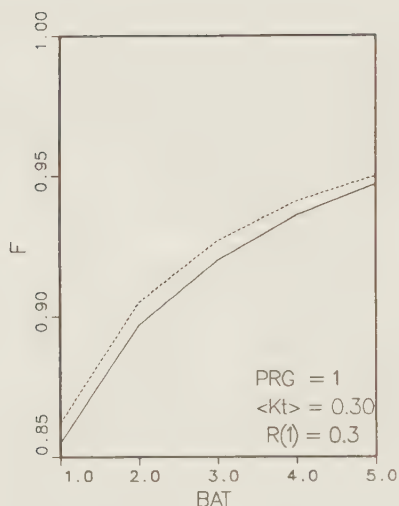


Abb. 4.7.2.5

Zur Auswirkung des Trends der extraterrestrischen Einstrahlung innerhalb eines Monats auf den monatlichen regenerativen Deckungsgrad von PV-RES. Dargestellt ist der regenerative Deckungsgrad F (im Bereich $0.85 < F < 1.0$) in Abhängigkeit von der Speichergröße BAT . Die untersuchten Systeme weisen eine normierte regenerative Erzeugung von $PRG = 1$ auf. Die Kurven basieren auf synthetisierten Reihen des täglichen clearness index, die durch $\langle K_t \rangle = 0.30$ und $R(1) = 0.3$ gekennzeichnet sind. Aus diesen Reihen wurden unter Verwendung unterschiedlicher Charakteristiken der extraterrestrischen Einstrahlung G_{ex} Tagesmittelwertreihen der Einstrahlung an Boden generiert. Die durchgezogene Kurve gilt für die Charakteristik der extraterrestrischen Einstrahlung des Monats Januar auf 53° nördlicher Breite; für die punktierte Kurve wurde ein konstanter Wert für G_{ex} angenommen.

geschwindigkeit zu Windgeschwindigkeitsreihen $V(t_n)$ transformiert:

$$(4.7.2.1) \quad V(t_n) = V_{res}(t_n) * \langle V \rangle$$

Der WEK wird über die in Abb. 4.7.1.1 dargestellte nichtlineare Leistungscharakteristik $P_{wek}(V)$ beschrieben. Für eine Verteilung $h(V_{res})$ und einen Mittelwert $\langle V \rangle$ ist die mittlere Leistungsabgabe $\langle P_{wek} \rangle$ über

$$(4.7.2.2) \quad \langle P_{wek} \rangle = c_{wek} * \int h(V_{res}) * P_{wek}(V_{res} * \langle V \rangle) dV_{res}$$

bestimmt (vgl. Gl.4.7.1.2). Durch geeignete Wahl des Auslegungs-faktors c_{wek} kann die mittlere Leistung des WEK für jede Kombination von $h(V_{res})$ und $\langle V \rangle$ frei gewählt werden. Zur Charakterisierung des Zeitverhaltens des Leistungseintrags müssen aufgrund der Nichtlinearität der WEK-Charakteristik allerdings sowohl die Häufigkeitsverteilung als auch der Monatsmittelwert angegeben werden. Für die vorstehend untersuchten PV-RES mit linearer Antwortcharakteristik erübrigt sich dagegen die Angabe der Absolutwerte der Eingangsdaten.

Zur eindeutigen Charakterisierung einer Meteorologie/System-Kombination sind so 5 Kenngrößen erforderlich:

- der Monatsmittelwert der Windgeschwindigkeit $\langle V \rangle$
- die Häufigkeitsverteilung der Residualreihe $h(V_{res})$
- der Autokorrelationsparameter $R(1)$

und

- die normierte regenerative Erzeugung PRG
- die Speichergröße BAT.

Abb.4.7.2.6 zeigt den Einfluß von Häufigkeitsverteilung $h(V_{res})$ und mittlerer Windgeschwindigkeit $\langle V \rangle$ auf den Wert der mittleren Leistungsabgabe $\langle P_{wek} \rangle$. Der Auslegungsparameter c_{wek} wurde dabei konstant gehalten. Dargestellt ist $\langle P_{wek} \rangle$ als Funktion der mittleren Windgeschwindigkeit für unterschiedliche Häufigkeitsverteilungen. Dabei wurden die in Abschnitt 4.6.2 untersuchten Häufigkeitsverteilungen der Windgeschwindigkeitsresiduen des Standorts Norderney für die Daten der Monatsgruppen [(1,2,11,22) "Winter"], [(3,4,9,10) "Übergangszeit"] und [(5,6,7,8) "Sommer"] verwendet. Die Abweichungen der mittleren Leistungsabgabe bei den

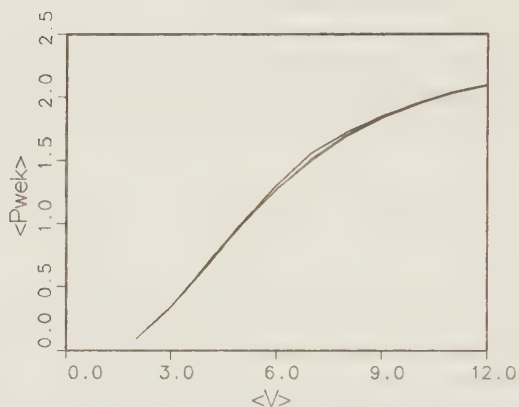


Abb. 4.7.2.6

Die mittlere Leistungsabgabe als Funktion des Monatsmittelwerts der Windgeschwindigkeit für unterschiedliche Häufigkeitsverteilungen der Residualreihen. Die dargestellten Kurven wurden für die Häufigkeitsverteilungen monatlicher Residualreihen des Standorts Norderney ermittelt. Es wurden die für die Monatsgruppen (1,2,11,12), (3,4,9,10) und (5,6,7,8) ermittelten Häufigkeitsverteilungen angewandt.

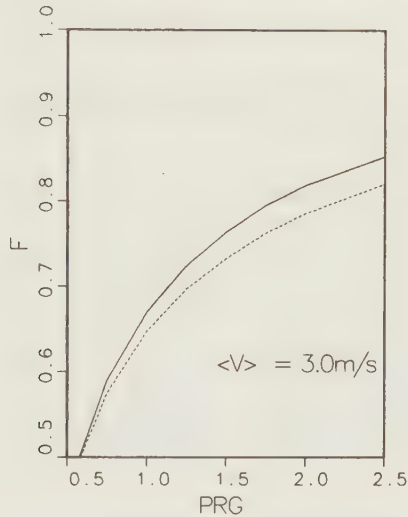


Abb. 4.7.2.7

Der Einfluß der Häufigkeitsverteilung der monatlichen Residualwerte der Windgeschwindigkeit auf die Beziehung $F(PRG)$ für WEK-RES. Die Speichergröße der Systeme beträgt $BAT = 1d$.

Die Kurven wurden für synthetisierte Windgeschwindigkeitsreihen mit unterschiedlichen Häufigkeitsverteilungen der Residuen ermittelt. Der Mittelwert der Reihen beträgt $\langle V \rangle = 3 \text{ m/s}$, der Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.45$. Es gilt die Zuordnung:
 durchgezogene Kurve: Häufigkeitsverteilung der Residualwerte der Monatsgruppe (1,2,11,12) am Standort Norderney.

unterbrochene Kurve: wie vorstehend, jedoch Monatsgruppe (3,4,9,10).

unterschiedlichen Häufigkeitsverteilungen sind trotz der nicht-linearen WEK-Kennlinie gering.

Abb. 4.7.2.7 zeigt die Abhängigkeit der Deckungsgradcharakteristik $F(\text{PRG})$ von der Häufigkeitsverteilung der verwendeten Eingangsdaten. Es wurden RES mit einer Speichergröße $\text{BAT}=1\text{d}$ untersucht. Die Eingangsdatenreihen wurden unter Verwendung der Häufigkeitsverteilungen der Residualreihen der Monatsgruppen "Winter" und "Übergangszeit" am Standort Norderney synthetisiert. Der Autokorrelationsparameter hat den Wert $R(1) = 0.45$; der Monatsmittelwert $\langle V \rangle = 3.0$. Systeme, die den gleichen Wert von PRG aufweisen, zeigen bei unterschiedlichen Eingangsdaten eine Variation des Deckungsgrads um ca. 3%.

Bei den weiteren Rechnungen wurde die Häufigkeitsverteilung Norderney "Winter" verwendet.

Abb.4.7.2.8 und 4.7.2.9 zeigen den Einfluß der Wahl der mittleren Windgeschwindigkeit auf die Abhängigkeit des regenerativen Deckungsgrades von der regenerativen Erzeugung PRG. Die Speichergröße hat den Wert $\text{BAT} = 1\text{d}$ (Abb. 4.7.2.8) und $\text{BAT} = 3\text{d}$ (4.6.2.9). Die Eingangsdaten wurden mit einem Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.5$ synthetisiert. Es wurden Werte von $\langle V \rangle = 7$ m/s, $\langle V \rangle = 5$ m/s und $\langle V \rangle = 3$ m/s untersucht.

Die Beziehung $F(\text{PRG})$ ist empfindlich von der mittleren Windgeschwindigkeit abhängig. Für Systeme mit $\text{BAT} = 1\text{d}$ ergibt sich, bei gleichem Wert von PRG, für $\langle V \rangle = 3\text{m/s}$ ein gegenüber der Rechnung mit $\langle V \rangle = 7\text{m/s}$ bis zu 25% geringerer Deckungsgrad. Dieser Effekt kann aus einer Vergrößerung der Varianz der Leistungsabgabe der WEK bei geringeren mittleren Windgeschwindigkeiten erklärt werden.

In Abb.4.7.2.10 und 4.7.2.11 wird der Einfluß des Autokorrelationsparameters $R(1)$ der Eingangsdaten auf das Betriebsverhalten von WEK-RES gezeigt. Die Systeme weisen, wie zuvor, Speichergrößen von $\text{BAT} = 1\text{d}$ (Abb.4.6.2.10) und $\text{BAT} = 3\text{d}$ (Abb.4.6.2.11) auf. Die mittlere Windgeschwindigkeit der verwendeten Zeitreihen beträgt $\langle V \rangle = 5$ m/s. Die untersuchten Werte des Autokorrelationsparameters betragen $R(1) = 0.0$, $R(1) = 0.3$ und $R(1) = 0.5$.

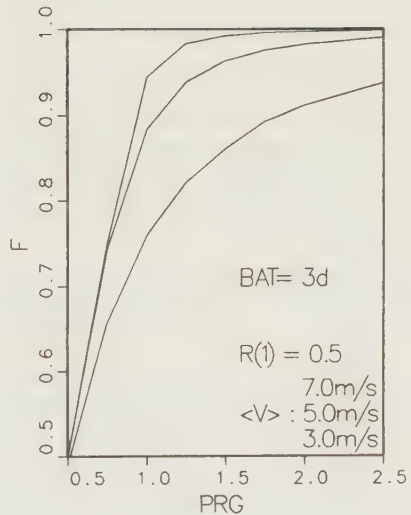
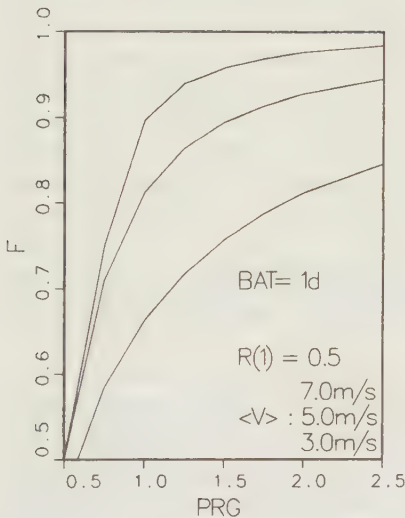


Abb. 4.7.2.8, 4.7.2.9

Der Einfluß des Monatsmittelwerts der Windgeschwindigkeit auf den Deckungsgrad von WEK-RES. Dargestellt ist die Beziehung $F(PRG)$ für Speichergrößen von $BAT = 1d$ (Abb. 4.7.2.8) und $BAT = 3d$ (Abb. 4.7.1.9). Die Kurven wurden unter Verwendung synthetisierter Residualreihen ermittelt. Die Zeitauflösung der Rechnung betrug 1d. Scharparameter ist der Mittelwert $\langle V \rangle$ der synthetisierten Reihen. Es gilt die Zuordnung:

obere Kurven : $\langle V \rangle = 7.0 \text{ m/s}$
 mittlere Kurven : $\langle V \rangle = 5.0 \text{ m/s}$
 untere Kurven : $\langle V \rangle = 3.0 \text{ M/S}$

Alle Reihen wurden für den Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.5$ und die Häufigkeitsverteilung Norderney "Winter" generiert.

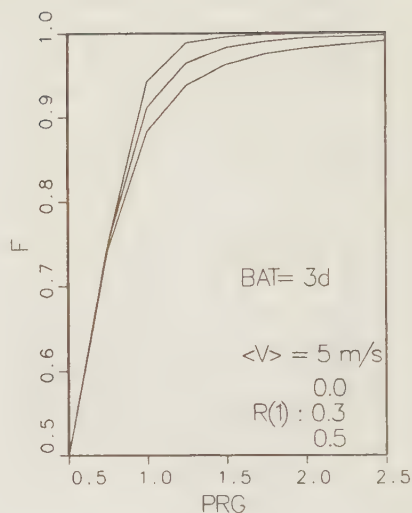
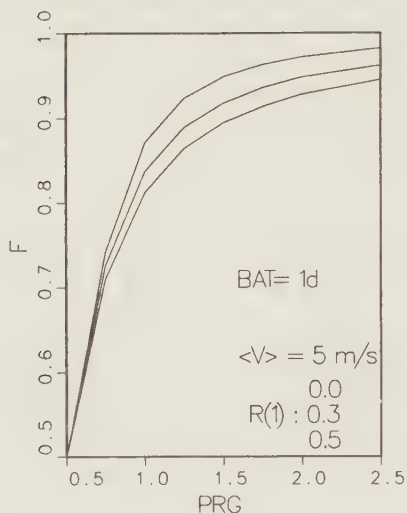


Abb. 4.7.2.10 - 4.7.2.11

Der Einfluß des Autokorrelationsparameters $R(1)$ der Residualreihen der Windgeschwindigkeit auf den Deckungsgrad von WEK-RES. Dargestellt ist die Beziehung $F(PRG)$ für Speichergrößen von $BAT = 1d$ (Abb. 4.7.2.10) und $BAT = 3d$ (Abb. 4.7.1.11). Die verwendeten Eingangsdaten wurden für unterschiedliche $R(1)$ -Werte synthetisiert. Es gilt die Zuordnung:

obere Kurven : $R(1) = 0.0$
mittlere Kurven : $R(1) = 0.3$
untere Kurven : $R(1) = 0.5$

Alle Reihen weisen einen Monatsmittelwert von $\langle V \rangle = 5 \text{ m/s}$ auf.

Bei gleicher Systemauslegung variiert der Deckungsgrad für die hier untersuchten Werte von $R(1)$ um maximal 5%. Höhere Werte des Autokorrelationsparameters der Eingangsdaten führen, wie auch bei PV-RES zu einem ungünstigeren Betriebsverhalten. Für den Bereich $0.3 < R(1) < 0.5$, der mit dem hier empirisch ermittelten Streubereich des Autokorrelationsparameters vergleichbar ist, beträgt die Änderung des Deckungsgrades ca. 2%.

Bisher wurde in diesem Kapitel der Tagesgang der meteorologischen Parameter vernachlässigt. Es soll nun untersucht werden,

- welchen Einfluß der Tagesgang von Einstrahlung und Windgeschwindigkeit auf das monatliche energetische Verhalten von RES hat und
- wie empfindlich die Bestimmung dieses Einflusses gegenüber der Wiedergabegenauigkeit des Tagesganges ist.

Für diese Untersuchungen muß das sequentielle Verhalten der Stundenmittelwerte meteorologischer Parameter bekannt sein. Da zur Beschreibung dieses Verhaltens bisher noch keine allgemein anerkannten Methoden entwickelt worden sind, werden hier in einem heuristischen Verfahren empirische Tagesgänge verwendet. Dazu werden in Oldenburg 1982 gemessene Zeitreihen von Stundenmittelwerten der Windgeschwindigkeit und der horizontalen Globalstrahlung ausgewertet.

Aus den Einstrahlungswerten werden auf den täglichen clearness index normierte Tagesgänge der Stundenmittelwerte des clearness index bestimmt. Die Tagesgänge werden entsprechend den Tageswerten des clearness index und der Jahreszeit klassifiziert (Klassengrenzen des clearness index: 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6). Aus je fünf Tagesgängen jeder Klasse wird eine Bibliothek zusammengestellt.

Mit Hilfe der Bibliothek von Tagesgängen werden Zeitreihen von Stundenmittelwerten der Einstrahlung synthetisiert. Das AR(1)-Verfahren mit Gauß'scher Transformation zur Erstellung von Reihen des täglichen clearness index K_t wurde beibehalten. Für jeden Tag wird über ein Zufallsverfahren ein dem Wert von K_t entsprechender Tagesgang aus der Bibliothek ausgewählt. Durch Multiplikation mit

dem Stundenmittelwert der extraterrestrischen Einstrahlung wird eine Zeitreihe der stündlichen Einstrahlung erzeugt.

Für die folgenden Darstellungen wurde bei der Erstellung der Stundenmittelwertreihen die tägliche Charakteristik der extraterrestrischen Einstrahlung für einen vorgegebenen Tag verwendet.

In Abb. 4.7.2.12 werden die regenerativen Deckungsgrade verglichen, die unter Anwendung von Tagesmittelwertreihen und Stundenmittelwertreihen für PV-RES mit $BAT = 1d$ bestimmt wurden. Die Zeitauflösung der Simulationsrechnungen entspricht jeweils der Zeitauflösung der Eingangsdaten. Die Stundenmittelwertreihen wurden entsprechend den astronomischen Bedingungen des 1. Januar und des 1. Juli generiert. Die Häufigkeitsverteilung des täglichen clearness index entspricht einem Monatsmittelwert von $\langle K_t \rangle = 0.3$; der Autokorrelationsparameter der Tagesmittelwertreihen beträgt $R(1) = 0.3$.

Es zeigt sich, daß die Vernachlässigung des Tagesganges der Solarstrahlung für die untersuchten, durch BAT und PRG charakterisierten Systeme, zu einer Überschätzung des regenerativen Deckungsgrades führt. Die auftretenden Abweichungen sind dabei im Winter am höchsten. Der Leistungseintrag eines PV-Generators ist in dieser Jahreszeit auf wenige Stunden des Tages konzentriert. Ein Speicher der Größe $BAT = 1d$ wird zur Deckung des zeitlich konstanten Lastbedarfs während der Nacht generell zu mindestens $2/3$ entladen. Für einen Sommertag ist dieses deterministische Zeitverhalten des Leistungseintrags, das von Simulationsrechnungen mit einer Zeitauflösung $1d$ nicht erfasst wird, weniger ungünstig.

Systeme mit größeren Speichern sind gegenüber dem täglichen Zeitmuster des Leistungsangebots unempfindlicher. Abb. 4.7.2.13 zeigt die mit den unterschiedlichen Eingangsdaten für Systeme mit $BAT = 3d$ bestimmten Deckungsgrade.

Der Einfluß des Tagesganges der Einstrahlung auf den regenerativen Deckungsgrad kann für PV-Systeme mit dem hier untersuchten linearen Antwortverhalten auch mit weniger detaillierten Daten bestimmt werden.

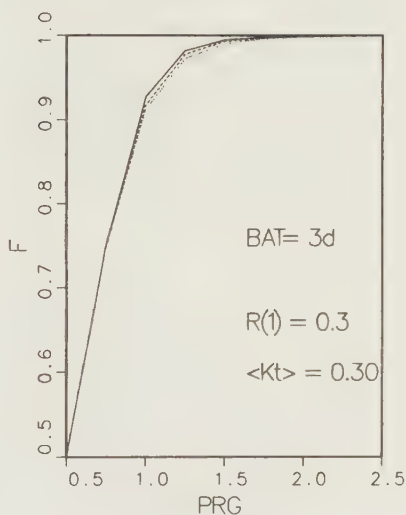
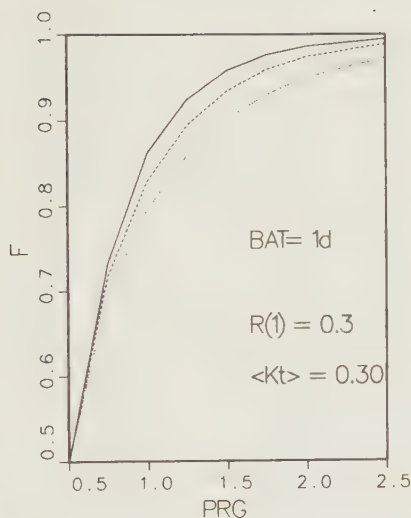


Abb. 4.7.2.12, 4.7.2.13

Der Einfluß des Tagesgangs der Einstrahlung auf den monatlichen Deckungsgrad von PV-RES. Dargestellt sind $F(\text{PRG})$ -Charakteristiken für Systeme mit Speichergrößen von $\text{BAT} = 1\text{d}$ (4.7.2.12) und $\text{BAT} = 3\text{d}$ (4.7.2.13). Die durchgezogenen Kurven wurden für eine synthetisierte Reihe der Tagesmittelwerte der Einstrahlung bestimmt ($\langle K_t \rangle = 0.30$, $R(1) = 0.3$; Zeitauflösung der Rechnung 1d). Die übrigen Kurven wurden für Stundenmittelwertreihen der Einstrahlung ermittelt (Zeitauflösung der Rechnung 1h). Die Stundenmittelwertreihen wurden über die Verwendung empirischer Tagesgänge des clearness index und eines täglichen Verlaufs der extraterrestrischen Einstrahlung aus der Tagesmittelwertreihe gewonnen. Es wurden die Charakteristiken der extraterrestrischen Einstrahlung für den 1. Januar und den 1. Juli auf 53° nördlicher Breite angewandt. Es gilt die Zuordnung:

punktierte Kurven : Charakteristik des 1. Januar
unterbrochene Kurven : Charakteristik des 1. Juli

Es wurde untersucht, wie gut der regenerative Deckungsgrad, der für die oben verwendeten stündlichen Eingangsdaten bestimmt wurde, bei Vernachlässigung der stündlichen Fluktuationen des clearness index wiedergegeben werden kann. Entsprechende Stundenmittelwertreihen der Einstrahlung wurden durch die Multiplikation der stündlichen extraterrestrischen Einstrahlung mit dem Tageswert des clearness index generiert. Abb. 4.7.2.14 zeigt den Vergleich für die auch in Abb. 4.7.2.12 untersuchten Systeme (BAT = 1d). Die Abweichungen der mit den unterschiedlichen Eingangsdaten bestimmten Werte $F(\text{PRG})$ sind gering ($< 1\%$).

Der Bibliothek der Tagesgänge des clearness index entsprechend kann eine Sammlung von Tagesgängen der Windgeschwindigkeit aufgebaut werden. Die Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit werden mit dem Tagesmittelwert der Windgeschwindigkeit normiert. Der so bestimmte Tagesgang wird in - dem Tagesmittelwert entsprechende - Klassen eingeordnet (Klassengrenzen [m/s]: 2.0, 4.0, 5.0, 6.0). Die zur Synthetisierung von stündlichen Zeitreihen der Windgeschwindigkeit verwendete Bibliothek besteht aus je 10 zufällig ausgewählten Tagesgängen in den einzelnen Klassen. Typisch schwanken die auf den Tagesmittelwert normierten Stundenmittelwerte zwischen 0.8 und 1.2.

Stundenmittelwertreihen werden auf der Basis der über ein AR(1)-Verfahren mit Gauß'scher Transformation erstellten Tagesmittelwertreihen bestimmt. Durch die Normierung der in der Bibliothek enthaltenen Tagesgänge weisen die stündlichen Zeitreihen die vorgegebenen Tagesmittelwerte auf.

In den im folgenden dargestellten Simulationsrechnungen wurde entsprechend der Zeitauflösung der Eingangsdaten eine der in Abb. 4.7.1.1 gegebenen Leistungscharakteristiken des WEK verwendet. Die für tägliche Mittelwerte gegebene Leistungscharakteristik basiert auf den Daten, die auch zur Erstellung der Tagesgangbibliothek verwendet wurden. So kann sichergestellt werden, daß die für gleiche Tagesmittelwertreihen durchgeführten Simulationsläufe bei unterschiedlicher Zeitauflösung zu nahezu gleichen Werten von PRG führen. Die Abweichungen des Wertes von PRG zwischen den unterschiedlich zeitaufgelösten Rechnungen beträgt, bei gleicher absoluter Konvertergröße, typisch 2%.

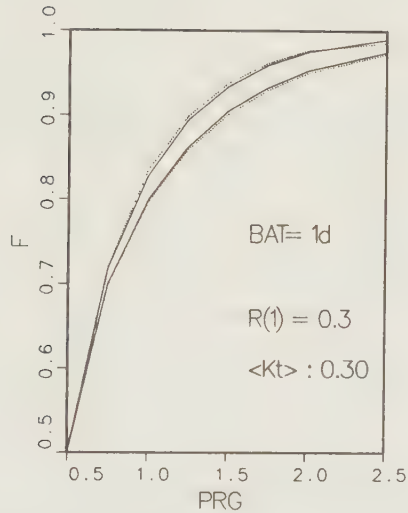


Abb. 4.7.2.14.

Der Einfluß der Detaillierung der Beschreibung des Tagesganges der Einstrahlung auf den monatlichen regenerativen Deckungsgrad. Dargestellt sind die Kurven $F(\text{PRG})$, die für synthetisierte Einstrahlungsreihen mit unterschiedlichen Tagesgängen bestimmt wurde. Die durchgezogen dargestellten Kurven wurden bereits in Abb. 4.7.2.12 gezeigt. Die obere Kurve entspricht der extra-terrestrischen Strahlungscharakteristik des 1. Juli, die untere der des 1. Januar.

Für die punktiert dargestellten Kurven wurde ein Tagesgang der Einstrahlung zugrundegelegt, der einem über den Tag konstanten Wert des clearness index entspricht, die Charakterisierung der verwendeten Tagesmittelwertreihen wurde beibehalten.

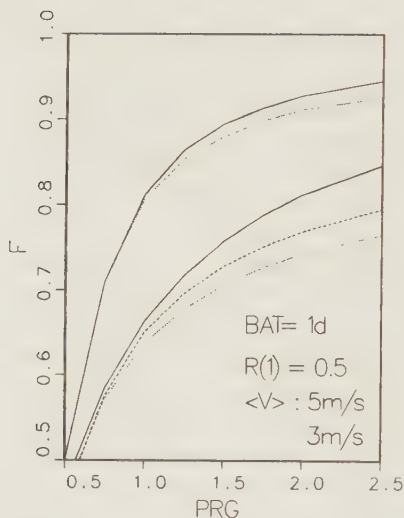


Abb. 4.7.2.15

Der Einfluß des Tagesgangs der Windgeschwindigkeit auf den monatlichen Deckungsgrad von PV-RES. Dargestellt sind $F(\text{PRG})$ -Charakteristiken für Systeme mit einer Speichergröße von $\text{BAT} = 1\text{d}$. Die durchgezogenen Kurven wurden für synthetisierte Reihen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit bestimmt (Zeitauflösung der Rechnung 1d):

obere durchgezogene Kurve : $\langle V \rangle = 5 \text{ m/s}$, $R(1) = 0.5$

untere durchgezogene Kurve : $\langle V \rangle = 3 \text{ m/s}$, $R(1) = 0.5$

Die punktierten Kurven wurden für Stundenmittelwertreihen der Windgeschwindigkeit ermittelt (Zeitauflösung der Rechnung 1h). Die Stundenmittelwertreihen wurden auf der Basis der Tagesmittelwertreihen unter der Verwendung empirischer Tagesgänge der Windgeschwindigkeit gewonnen.

Die unterbrochen dargestellte Kurve wurde für synthetisierte Tagesgänge bestimmt (Tagesmittelwertreihe entsprechend $\langle V \rangle = 3\text{m/s}$), die auf der Annahme unkorrelierter Fluktuationen der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit basieren.

In Abb.4.7.2.15 werden die bei unterschiedlicher Zeitauflösung ermittelten Beziehungen $F(\text{PRG})$ für WEK-RES mit Speichergrößen von $\text{BAT} = 1\text{d}$ verglichen. Es wurden synthetisierte Eingangsdaten mit Mittelwerten von $\langle V \rangle = 5 \text{ m/s}$ und $\langle V \rangle = 3 \text{ m/s}$ verwendet. Der Autokorrelationsparameter der Reihen beträgt $R(1) = 0.5$. Es liegt die Häufigkeitsverteilung Norderney "Winter" zugrunde.

Die Empfindlichkeit der berechneten Beziehungen $F(\text{PRG})$ gegenüber der Zeitauflösung der Rechnungen zeigt eine starke Abhängigkeit von der mittleren Windgeschwindigkeit. Für Eingangsdaten mit dem Mittelwert $\langle V \rangle = 3 \text{ m/s}$ treten erhebliche Abweichungen auf.

In Abb. 4.7.1.15 ist außerdem eine $F(\text{PRG})$ -Kurve eingetragen, anhand der die notwendige Detaillierung der Beschreibung des Tagesganges diskutiert werden soll. Es wurde untersucht, inwieweit der Einfluß des Verlaufs der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit auf den regenerativen Deckungsgrad über einfache Modelle des tageszeitlichen Verhaltens erfaßt werden kann. Dabei ist offensichtlich, daß für diesen Zweck die alleinige Erfassung des mittleren Tagesganges der Windgeschwindigkeit nicht ausreichend ist. Aufgrund der nichtlineren WEK-Charakteristik können über ein solches Modell die Tagesmittelwerte der Leistungsabgabe des WEK und damit der Wert von PRG nicht richtig wiedergegeben werden. Um die mittlere Leistung erfassen zu können, muß die Streuung der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit um den mittleren Tagesgang berücksichtigt werden. Die in der Abbildung dargestellten Ergebnisse basieren auf einem entsprechenden Modell. Stundenmittelwertreihen der Windgeschwindigkeit wurden durch die Überlagerung eines mittleren Tagesganges mit normalverteilten nichtkorrelierten Fluktuationen generiert. Über die Verwendung dieser Eingangsdaten kann der Wert von PRG des WEK-RES auf 2% genau ermittelt werden. Der Vergleich der auf dieser Datenbasis bestimmten Deckungsgrade mit den für die empirischen Tagesgänge ermittelten Werten zeigt jedoch noch keine gute Übereinstimmung. Die tägliche Entwicklung der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit muß also über detailliertere Modelle erfaßt werden, die auch das Korrelationsverhalten dieser Reihen berücksichtigen.

Zum Ende dieses Abschnitts sei angemerkt, daß eine ähnliche Untersuchung des monatlichen energetischen Verhaltens von PV-RES von Klein und Beckmann (Klein 87)¹⁾ gegeben wurde. Der von ihnen untersuchte integrale Betriebsparameter ist die loss of load probability (LOLP) dieser Systeme. Die dort verwendete Definition von LOLP ist mit dem Ausdruck $(1-F)$ in der hier verwendeten Nomenklatur identisch. Die untersuchten Speichergrößen entsprechen Werten von $BAT = 1d - 5d$. LOLP wird bis zu einem Wert von 10^{-4} untersucht.

1)

Diese Veröffentlichung erschien während der Abfassung der vorliegenden Arbeit.

4.8 Langjährige integrale Betriebsdaten von RES

Zunächst soll in diesem Abschnitt die Möglichkeit der Ermittlung langjähriger integraler Betriebsdaten von RES über die Bestimmung monatlicher integraler Betriebsdaten diskutiert werden.

Die im vorigen Abschnitt ermittelten monatlichen Deckungsgrade wurden unter Verwendung längerer Zeitreihen bestimmt, die Realisationen eines für einen Monat bestimmten stochastischen Prozesses sind. Durch die Länge der verwendeten Datenreihen zeigen die Ergebnisse keine Abhängigkeit von den Startwerten (Speicherinhalt) der Rechnung. Die Ergebnisse können als Mittelwert des Betriebsverhaltens der RES über viele statistisch äquivalente Monate aufgefaßt werden. Die Verteilung der Zustandsparameter der RES zu Beginn der Monate entspricht dabei der Verteilung dieser Parameter am jeweiligen Monatsende.

Der reale Prozeß beginnt jedoch mit den Endwerten des Vormonats. Für den Fall, daß die in der Rechnung für den Zeitraum von 30 Tagen ermittelten integralen Betriebsdaten eine Abhängigkeit vom jeweiligen Startwert aufweisen, muß auch die sequentielle Abfolge der meteorologischen Charakteristiken der Monate berücksichtigt werden.

In Abb. 4.8.1 ist die Abhängigkeit des monatlichen regenerativen Deckungsgrades von PV-RES unterschiedlicher Speichergröße vom Startwert des Speicherinhalts des Monats dargestellt. Die verwendeten Einstrahlungsreihen wurden mit den Parametern $\langle K_t \rangle = 0.3$ und $R(1) = 0.3$ synthetisiert. Für diese Rechnungen wurde zunächst für einzelne Perioden von jeweils 30 Tagen der Wert von F ermittelt. Jede Periode beginnt mit dem gleichen Startwert des Speicherinhalts. In der Abbildung ist der Mittelwert von F für 500 Perioden dargestellt.

Es ist zu erkennen, daß F auch bei kleinen Speichern ($BAT = 1d$, $BAT = 2d$) vom Speicherstartwert abhängt. Die Angabe numerisch empfindlicher Werte (sehr kleine Werte von $LOLP = (1-F)$) ist so ohne Berücksichtigung der meteorologischen Bedingungen des Vormonats nicht sinnvoll.

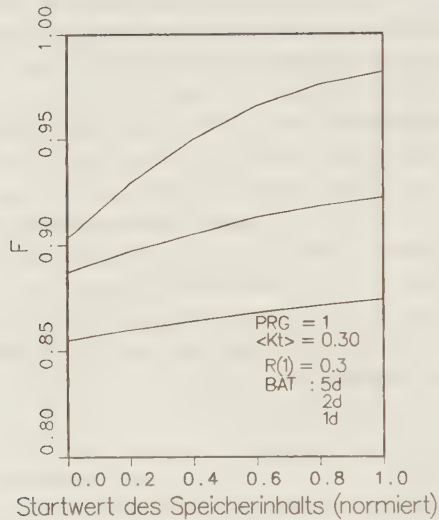


Abb. 4.8.1

Die Abhängigkeit des monatlichen regenerativen Deckungsgrads vom Startwert des Speicherinhalts. Die Abszisse gibt den normierten Startwert an (1 : Speicher zu Beginn des Monats vollständig geladen). Untersucht wurden Systeme die durch BAT = 5d (obere Kurve), BAT = 2d (mittlere Kurve) und BAT = 1d (untere Kurve) charakterisiert sind. Es gilt PRG = 1. Die verwendeten synthetisierten Eingangsdaten sind durch $\langle K_t \rangle = 0.30$ und $R(1) = 0.3$ charakterisiert. Die dargestellten Werte von F (im Bereich $0.8 < F < 1.0$) entsprechen dem über 500 monatliche Perioden bestimmten Mittelwert.

Dabei ist die Abhängigkeit $F(\text{Speicherstartwert})$ für kleine Speicher im untersuchten Bereich nahezu linear. Der Endwert des Speicherinhalts für die einzelnen Monate ist dabei vom Startwert entkoppelt. Für $BAT = 5d$ wird $F(\text{Speicherzustand})$ deutlich nicht-linear. Der Speicherendwert ist hier vom Startwert abhängig.

Aussagen über den langzeitigen Deckungsgrad von RES mit größeren Speichern, insbesondere über die Autonomie dieser Systeme, können damit über die isolierte Bestimmung monatlicher integraler Betriebsdaten nur mit beschränkter Genauigkeit gewonnen werden. Dies ist offensichtlich, wenn Speicher behandelt werden, deren Kapazität in die Größenordnung des monatlichen Energieumsatzes des RES liegt. Es können jedoch konservative Abschätzungen der Auslegungsparameter gewonnen werden, wenn zu Beginn der untersuchten Monate von einem leeren Speicher ausgegangen wird.

Im Folgenden soll exemplarisch untersucht werden, ob das langzeitige energetischen Verhalten von RES auch mit hinreichender Genauigkeit auf der Basis synthetisierter jährlicher Zeitreihen (entsprechend Abschnitt 4.6.3) durchgeführt werden kann. Dabei sind insbesondere die Anforderungen an die Wiedergabegenauigkeit des statistischen Verhaltens der Monatsmittelwerte zu betrachten.

Der regenerative Deckungsgrad von RES wird zu diesem Zweck unter Verwendung folgender Eingangsdaten bestimmt:

- (i) Meßwertreihen der Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter. (Meßzeitraum: 5 Jahre)
- (ii) Tagesmittelwertreihen der meteorologischen Parameter, die unter Berücksichtigung der statistischen Abweichungen der Monatsmittelwerte und der Jahresmittelwerte von ihren langzeitigen Mittelwerten synthetisiert wurden (Länge: 300 Jahre).
- (iii) Tagesmittelwertreihen, die auf der Basis der langzeitigen Monatsmittelwerte synthetisiert wurden (Länge: 20 Jahre).

Bei der Synthetisierung der Datenreihen muß eine technische Schwierigkeit beachtet werden. Die Zeitreihen werden aus monatlichen Tagesmittelwertreihen zusammengesetzt, die nach Vorgabe der Monatsmittelwerte über ein $AR(1)$ -Verfahren mit Gauß'scher

Transformation generiert werden. Diese synthetisierten Reihen der Tagesmittelwerte geben wegen ihrer Kürze (30 Tage) im allgemeinen den gewünschten Monatsmittelwert nicht exakt wieder. Damit besteht - zusätzlich zum stochastischen Prozeß des AR(1)-Verfahrens - eine weitere Quelle für Fluktuationen der Monatsmittelwerte. Um diese Abweichungen auszuschließen, wird die Synthese einer Monatsreihe wiederholt, bis der vorgegebene Mittelwert innerhalb vorgegebener Fehlergrenzen von einer Realisierung erreicht wird.

Mit den in Abb. 4.8.2 und 4.8.3 dargestellten Rechnungen wurde die Charakteristik $F(\text{PRG})$ des langjährigen Deckungsgrades F für PV-RES untersucht. Als Eingangsdaten wurden Zeitreihen entsprechend (i) - (iii) für den Standort Norderney verwendet. Die untersuchten Speichergrößen betragen $\text{BAT} = 1\text{d}$ (Abb. 4.8.2), $\text{BAT} = 10\text{d}$ und $\text{BAT} = 50\text{d}$ (Abb. 4.8.3).

Für alle behandelten Systemauslegungen stimmen die unter Verwendung der drei Eingangsdatensätze ermittelten Deckungsgradwerte gut überein. Die Genauigkeit der Wiedergabe der Fluktuationen der Monatsmittelwerte um das langjährige Mittel hat hier keinen Einfluß auf die untersuchte integrale Betriebsgröße.

Abb. 4.8.4 zeigt die Ergebnisse entsprechender Untersuchungen für WEK-RES (Standorte Norderney und Osnabrück). Es werden Systeme mit den Speichergrößen $\text{BAT} = 1\text{d}$ und $\text{BAT} = 3\text{d}$ untersucht. Hier muß darauf hingewiesen werden, daß über die synthetisierten Datensätze nach (ii) die mittlere Leistungsabgabe der Konverter gegenüber den empirischen Eingangsdaten mit geringen Fehlern wiedergegeben wird (Norderney 1%, Osnabrück -2%). Für die entsprechend (iii) generierte Zeitreihe (Standort Norderney) tritt eine höhere Abweichung der mittleren Leistungsabgabe auf (4%). Der Vergleich der ermittelten Deckungsgrade für die untersuchten Systeme zeigt eine Tendenz zur Überschätzung ihrer Güte durch die Verwendung der synthetisierten Zeitreihen. Maximale Abweichungen betragen für die unter Berücksichtigung der Fluktuationen der Monatsmittelwerte generierten Reihen ~ 0.02 in F . Bei Verwendung der ausschließlich auf langzeitigen Monatsmittelwerten basierenden Reihe treten höhere Abweichungen auf (~ 0.05 in F). In Abb. 4.8.5 sind für Systeme mit Konvertergröße $\text{PRG} = 1.25$ und $\text{PRG} = 1.5$

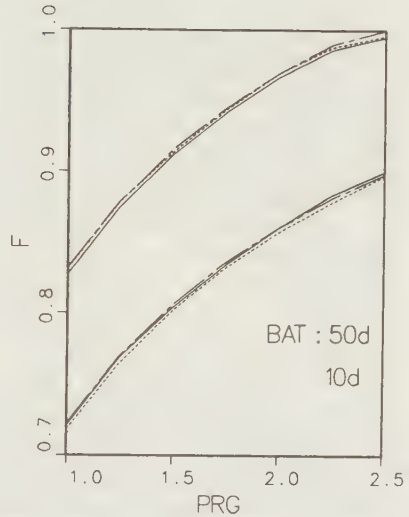
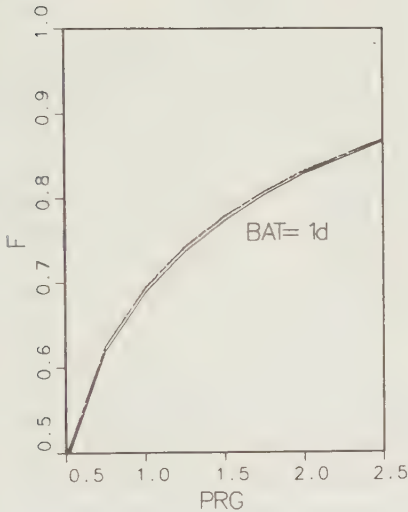


Abb. 4.8.2, 4.8.3

Vergleich der für unterschiedliche Eingangsdaten bestimmten jährlichen Deckungsgrade von PV-RES. Die untersuchten Speichergrößen betragen $BAT = 1d$ (Abb. 4.6.2), $BAT = 10d$ (Abb. 4.6.3 untere Kurvenschar) und $BAT = 50d$ (Abb. 4.6.3 obere Kurvenschar). F ist in den Bereichen $0.5 < F < 1$ (Abb. 4.8.2) und $0.7 < F < 1$ (Abb. 4.8.3) dargestellt. Es wurden empirische und synthetisierte Reihen der mittleren täglichen Einstrahlung als Eingangsgrößen verwendet. Die Zeitauflösung der Rechnungen beträgt $1d$. Es gilt die Zuordnung:

durchgezogene Kurven: empirische Einstrahlungsreihen, Standort Norderney 1980-1984

unterbrochene Kurven: synthetisierte Einstrahlungsreihen, Synthese unter Berücksichtigung der Abweichungen der Monatsmittelwerte des clearness index vom langjährigen Mittel

strichpunktierte Kurven: synthetisierte Zeitreihen, Monatsmittelwerte entsprechend dem langjährigen Mittel.

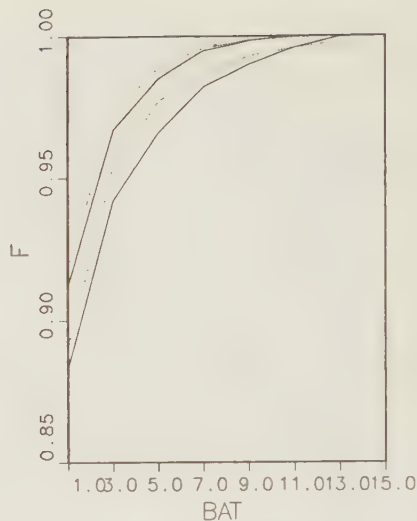
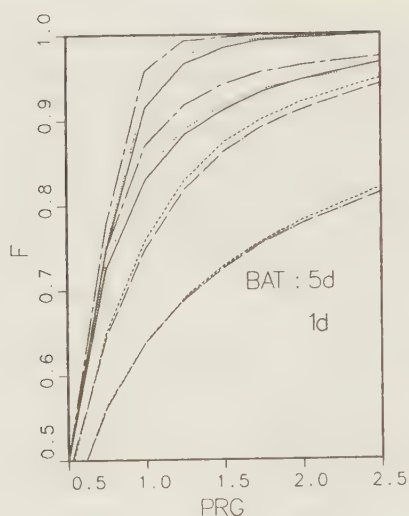


Abb. 4.8.4, 4.8.5

Vergleich der für unterschiedliche Eingangsdaten bestimmten jährlichen Deckungsgrade F von WEK-RES. PRG gibt hier den Wert der normierten Konvertergröße bei der Verwendung empirischer Zeitreihen an. In Abb. 4.8.4 sind Systeme für die Standorte Norderney (obere Kurvenscharen) und Osnabrück (untere Kurvenscharen) untersucht. Die Systeme sind durch $BAT = 1d$ (untere Kurven) und $BAT = 5d$ (obere Kurven) charakterisiert. Abb. 4.8.5 stellt für den Standort Norderney Deckungsgrade von Systemen mit einer Konvertergröße von $PRG = 1.25$ (untere Kurvenschar) und $PRG = 1.5$ für Speichergrößen von $BAT = 1d - 15d$ im Bereich $0.85 < F < 1$ dar. Die Zeitauflösung der Rechnungen beträgt $1d$. Es wurden folgende Eingangsdaten verwendet:

- : empirische Reihen der Windgeschwindigkeit, Standort Norderney 1980-1984
- - - - - : empirische Reihen der Windgeschwindigkeit, Standort Osnabrück 1980-1984
- - - - - : synthetisierte Windgeschwindigkeitsreihen, Synthese unter Berücksichtigung der Fluktuation der Monatsmittelwerte
- : synthetisierte Zeitreihen, Monatsmittelwerte entsprechend ihrem langjährigem Mittel

(normiert für empirischen Datensatz) und Speichergrößen von $BAT = 1d$ bis $BAT = 15d$ ermittelte Deckungsgrade dargestellt (Standort Norderney). Die Überschätzung des Deckungsgrades bei der Verwendung synthetisierter Zeitreihen (Fluktuationen der Monatsmittelwerte berücksichtigt) für kleine Speichergrößen schlägt für größere Speicher zu einer geringfügigen Unterschätzung um. Dies führt zu einem qualitativen Unterschied des über empirische und synthetisierte Eingangsdaten bestimmten Betriebsverhaltens. Während für empirische Eingangsdaten im Bereich der untersuchten Systemauslegungen der Deckungsgrad $F=1$ (d.h. ein autonomes System) ermittelt wird, ergibt sich aufgrund der synthetisierten Daten hier stets noch ein geringer Hilfsenergiebedarf (vgl. hierzu Kapitel 6).

An den betrachteten Standorten kann somit das energetische Verhalten von WEK-RES dann annähernd wiedergegeben werden, wenn das statistische Verhalten der Monatsmittelwerte (Fluktuationen um den langjährigen Monatsmittelwert) der Windgeschwindigkeit berücksichtigt wird. Bei PV-RES ist dagegen die Berücksichtigung des mittleren Jahresganges ausreichend.

Dieser Zusammenhang kann durch die dominierende Rolle des deterministischen jahreszeitlichen Ganges der Solarstrahlung in Verbindung mit der hier verwendeten linearen Antwortcharakteristik des PV-Generators erklärt werden. Die durch die Variation des monatlichen clearness index bedingten Abweichungen der mittleren monatlichen Einstrahlung sind klein gegenüber dem, durch die jahreszeitlichen Änderungen der extraterrestrischen Einstrahlung bedingten Trend. Entsprechend der linearen Antwortcharakteristik des PV-Generators sind damit die durch Variationen von $\langle K_t \rangle$ bedingten Abweichungen der Monatsmittelwerte der Leistungsabgabe klein gegenüber den jahreszeitlichen Änderungen. In den Winter- und Sommermonaten treten so immer monatliche Werte von PRG auf, die erheblich geringer oder erheblich größer als der Jahresmittelwert sind. Das langzeitige energetische Verhalten der PV-RES (für die hier betrachteten Auslegungen) wird damit durch lange Perioden bestimmt, in denen dem Speicher beständig Energie zugeführt werden kann bzw. beständig Energie entnommen wird. Dieses Verhalten kann auch bei Vernachlässigung der Abweichungen monatlicher $\langle K_t \rangle$ -Werte vom jeweiligen langjährigen Mittel erfaßt

werden.

Demgegenüber gilt für WEK-RES. daß die mittlere monatliche Leistungsabgabe nichtlinear vom Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit abhängt (vgl. Abb. 4.7.2.6). Damit ist bereits für die Bestimmung der mittleren Leistungsabgabe eines WEK die Berücksichtigung der Fluktuationen der Monatsmittelwerte wesentlich. Durch das Fehlen eines, dem jahreszeitlichen Verlauf der extraterrestrischen Einstrahlung entsprechenden dominierenden Trends, treten bei den untersuchten WEK-RES (Standort Norderney) zudem die oben für PV-RES beschriebenen Sättigungseffekte nicht im gleichen Maße auf. Damit wächst die Empfindlichkeit des ermittelten Deckungsgrades gegenüber Ungenauigkeiten in der Wiedergabe der statistischen Eigenschaften der Eingangsdatenreihe.

5. Markov-Matrix-Methoden zur Bestimmung des energetischen - Verhaltens von RES

In diesem Kapitel wird eine Methode dargestellt, mit der - ausgehend von einem statistischen Modell des Zeitverhaltens der meteorologischen Parameter - das energetische Verhalten von RES ohne den Rückgriff auf (evt. synthetisierte) Zeitreihen angegeben werden kann. Das Verfahren beruht auf der Erweiterung der statistischen Beschreibung des Zeitverhaltens der meteorologischen Parameter auf die statistische Beschreibung der Zeitentwicklung des Zustandes des Speichers des RES.

Abschnitt 5.1 gibt eine Einführung in das Konzept der statistischen Beschreibung von Speicherprozessen, die durch stochastische Eingangsvariable bestimmt werden. In Abschnitt 5.2 wird die quantitative Genauigkeit untersucht, mit der durch diese Methode monatliche integrale Betriebsdaten von RES bestimmt werden können. Das Maß für die Genauigkeit ist dabei durch die Abweichung entsprechender Ergebnisse von den Resultaten von Zeitschrittsimulationen gegeben.

Im letzten Abschnitt dieses Kapitels wird untersucht, inwieweit sich die Methode über ihren Gültigkeitsbereich der Zeitreihen mit zeitlich stationären statistischen Parametern hinaus anwenden läßt. Es wird gezeigt, daß Matrix-Verfahren einfache Abschätzungen jährlicher integraler Betriebsdaten einer Klasse von RES ermöglichen, ohne den saisonalen Trend der meteorologischen Daten zu berücksichtigen.

5.1 Die Statistische Beschreibung von Speicherprozessen

Die zeitliche Entwicklung des Inhaltes des Speichers eines RES ist durch das Zeitverhalten des Energieeintrags der regenerativen Konverter und der Last bestimmt. Nach einem Zeittakt t_n der Länge Δt ist der Inhalt $S(t_n)$ des Speichers durch den Speicherinhalt $S(t_n)$ nach dem Zeittakt $(t_n - \Delta t)$ und der Bilanz $B(t_n)$ von Energieerzeugung und -verbrauch im betrachteten Zeittakt bestimmt. B ist definiert durch:

$$(5.1.1) \quad B(t_n) = (P_{reg}(t_n) + P_{aux}(t_n) - P_{last}(t_n)) * \Delta t$$

Für den Inhalt S eines Speichers der Kapazität KAP gilt nach dem Zeittakt t_n :

(5.1.2)

$$S(t_n) = 0 \quad \text{für } S(t_n - \Delta t) + B(t_n) < 0$$

$$S(t_n) = S(t_n - \Delta t) + B(t_n) \quad \text{für } 0 \leq S(t_n - \Delta t) + B(t_n) \leq KAP$$

$$S(t_n) = KAP \quad \text{wenn } S(t_n - \Delta t) + B(t_n) > KAP$$

Für Ausdrücke dieser Struktur wird im folgenden eine abkürzende Schreibweise verwendet:

$$S(t_n) = [[S(t_n - \Delta t) + B(t_n), KAP]^- , 0]^+ .$$

Da im allgemeinen sowohl der Energieeintrag als auch der Verbrauch stochastische Variable sind, hat auch die Zeitentwicklung des Speicherinhaltes stochastische Eigenschaften.

Prozesse dieser Struktur werden auch bei der Analyse von Staudammsystemen, Lagerhaltungen und Warteschlangen behandelt. Eine allgemeine mathematische Darstellung von stochastischen Speicherprozessen wird insbesondere in <Moràn 59> und <Prabhu 80> gegeben. Staudammsysteme werden z.B. in <Phatarphot 73>, <Phatarphot 76> oder <Naadimuthu 82> behandelt. Lameiro <Lameiro 77> und Lestienne <Lestienne 79> übertrugen diese Untersuchungsmethode auf regenerative Energiesysteme. Die hier ausgeführten Darstel-

lungen orientieren sich an der in diesen Arbeiten gegebenen Struktur der Behandlung von Speichersystemen.

Abb.5.1.1 zeigt einen typischen Zeitverlauf $S(t_n)$ des Speicherinhalts.

$S(t_n)$ kann als Random-Walk beschrieben werden, dessen Schritte von den statistischen Eigenschaften des Prozesses $B(t_n)$ bestimmt sind. Dieser Random-Walk ist auf den Speicherbereich $[0, KAP]$ beschränkt.

Das Verhalten von $S(t_n)$ an den Schranken 0 und KAP wird in der englischsprachigen Literatur als "sticky" charakterisiert (Gordon 87). Die Abb. 5.1.2.a,b zeigen den Verlauf eines Random-Walk in einem unendlich großen Speicher (unbeschränkt) und in einem endlichen Speicher. Beide Darstellungen basieren auf demselben Bilanzprozeß $B(t_n)$.

In diesem Kapitel sollen Methoden dargestellt werden, mit denen, ausgehend von der statistischen Beschreibung des Prozesses $B(t_n)$, über die Behandlung des Speicherprozesses als Random-Walk statistische Aussagen über den Speicherzustand erhalten werden können.

Integrale Betriebsdaten zur Bestimmung des energetischen Verhaltens von RES können aus der statistischen Analyse von $S(t_n)$ und $B(t_n)$ bestimmt werden. Als Beispiel sei hier die Bestimmung der Ausfallwahrscheinlichkeit "LOLP" (loss of load probability) eines RES ohne Hilfsenergiesystem angeführt. Ein Ausfall tritt ein wenn:

$$(5.1.3) \quad S(t_n - \Delta t) = 0 \quad \text{und} \quad B(t_n) < 0.$$

Die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls kann, wenn die relativen Häufigkeiten der bivarianten Verteilung $h(S(t_n - \Delta t), B(t_n))$ bekannt sind, über:

$$(5.1.4) \quad LOLP = h(S(t_n - \Delta t) = 0, B(t_n) < 0)$$

bestimmt werden.

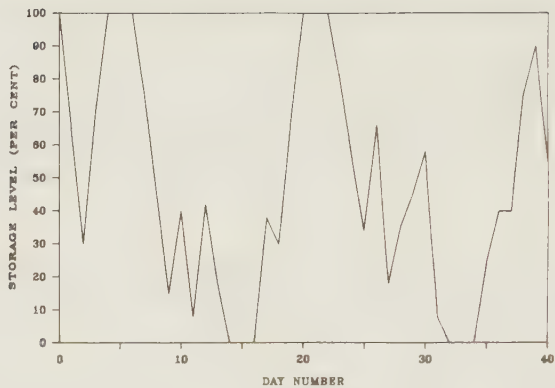


Abb.5.1.1

Typischer Zeitverlauf des Energieinhaltes des Speichers eines RES
(entnommen <Gordon 87>).



Abb.5.1.2.a

Zeitentwicklung eines unbeschränkten Random Walks.
 Dieser Prozeß entspricht dem Speicherprozeß eines RES mit
 unendlich großem Speicher.

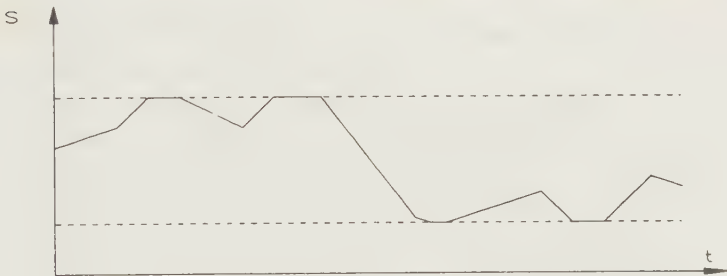


Abb. 5.1.2.b

Zeitentwicklung des oben dargestellten Random Walks zwischen
 Schranken, die die Eigenschaften der oberen und unteren Grenzen
 des Speichers eines RES wiedergeben.

Wenn $B(t_n)$ für einen stationären Prozeß über eine Markovsche Übergangsmatrix beschrieben ist, kann auch für $S(t_0)$ eine solche Matrix entwickelt werden. Über diese Matrix können die relativen Häufigkeiten des Auftretens von Speicherzuständen bestimmt werden.

Die Aufstellung einer Übergangsmatrix, die die Zeitentwicklung der Speicherzustände S bestimmt, soll an einem einfachen Beispiel erläutert werden.

Es wird dabei von einem einfachen Bilanzprozeß ausgegangen:
Der Prozeß habe die zwei Zustände:

$$\begin{aligned} B1 &= + \delta \\ (5.1.5) \quad B2 &= - \delta \end{aligned}$$

Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens der Zustände sei über

$$(5.1.6) \quad H(B1) = H(B2) = 0.5$$

bestimmt. Die Übergangsmatrix $P_b(I, J)$ für B habe die einfache Form:

$$(5.1.7) \quad P_b(I, J) = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{pmatrix}$$

Der Autokorrelationsparameter dieses Prozesses hat den Wert 0 (vgl. (Gl. 4.1.1.23)).

Der Speicher habe eine Kapazität von

$$(5.1.8) \quad KAP = 4 * \delta.$$

Zur Aufstellung einer Übergangsmatrix zwischen Speicherzuständen müssen die Zustände über die Klassifizierung des Speicherinhalts definiert werden. Für den gegebenen Bilanzprozeß ist es sinnvoll, die 5 Zustände

$$(5.1.9) \quad (S_1, S_2, S_3, S_4, S_5) = (0, 1 \cdot \Delta t, 2 \cdot \Delta t, 3 \cdot \Delta t, KAP)$$

zu definieren. Die auftretenden Übergänge zwischen den Speicherzuständen sind durch die Zustände des Bilanzprozesses bestimmt. Wenn im Zeittakt t die Bilanz B_2 auftritt, gilt mit (Gl. 5.1.2) und (5.1.5)

$$\begin{aligned} S(t-\Delta t) &= S_1 & S(t) &= [[(S_1 + B_1), KAP]^{-}, 0]^+ = S_1 \\ S(t-\Delta t) &= S_2 & S(t) &= S_1 \\ (5.1.10) \quad S(t-\Delta t) &= S_3 & S(t) &= S_2 \\ S(t-\Delta t) &= S_4 & S(t) &= S_3 \\ S(t-\Delta t) &= S_5 & S(t) &= S_4 \end{aligned}$$

Für $B(t) = B_1$ gilt:

$$\begin{aligned} S(t-\Delta t) &= S_1 & S(t) &= S_2 \\ S(t-\Delta t) &= S_2 & S(t) &= S_3 \\ (5.1.11) \quad S(t-\Delta t) &= S_3 & S(t) &= S_4 \\ S(t-\Delta t) &= S_4 & S(t) &= S_5 \\ S(t-\Delta t) &= S_5 & S(t) &= [[(S_5 + B_1), K]^{-}, 0]^+ = S_5 \end{aligned}$$

Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von B_1 und B_2 ist bei dem hier behandelten Prozeß für jeden Zeitschritt konstant. Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines Speicherzustandes $S(t_n)$ ist nur vom Speicherzustand im letzten Zeittakt $S(t_n - \Delta t)$ abhängig. In Abb. 5.1.3 wird eine graphische Darstellung des so beschriebenen Prozesses gegeben. Die Beziehungen (5.1.10) und (5.1.11) können in einer Markovschen Übergangsmatrix für die Speicherzustände zusammengefaßt werden:

$$(5.1.12) \quad P(I, J) = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0.5 & 0.5 & 0.0 & 0.0 & 0.0 \\ 0.5 & 0.0 & 0.5 & 0.0 & 0.0 \\ 0.0 & 0.5 & 0.0 & 0.5 & 0.0 \\ 0.0 & 0.0 & 0.5 & 0.0 & 0.5 \\ 0.0 & 0.0 & 0.0 & 0.5 & 0.5 \end{matrix} \end{matrix}$$

Die relative Häufigkeit des Auftretens der Speicherzustände ist durch den Eigenvektor der Matrix $P(I, J)$ zum Eigenwert 1 bestimmt (siehe z. B. <Feller 68>). Der Eigenvektor gibt dabei exakt die relativen Häufigkeiten wieder, die sich als Grenzwerte einer

unendlich langen Realisation des zugrundegelegten stationären Prozesses einstellen würden:

$$(5.1.13) \quad H(J) = \sum_j p(I_j, J) * H(I_j)$$

Der entsprechende Eigenvektor der hier gegebenen Matrix kann leicht algebraisch bestimmt werden, wenn die Bedingung

$$(5.1.14) \quad \sum H(I_j) = 1$$

beachtet wird. Hier gilt, daß

$$(5.1.15) \quad H(I) = 1/5 \text{ für alle } I.$$

Die Ausfallwahrscheinlichkeit des Systems ist über die Wahrscheinlichkeit des gleichzeitigen Auftretens von $S(t_n - \Delta t) = S1$ und $B(t_n) = B1$ bestimmt.

$$(5.1.16) \quad LOLP = h(S1, B1) = H(S1) * H(B1) = 1/5 * 1/2 = 1/10.$$

Eine ähnlich Prozeßbeschreibung wird von Bucciarelli <Bucciarelli 84> verwendet, um Aussagen über die Ausfallwahrscheinlichkeit von PV-Systemen mit Speicher zu treffen. Bucciarelli geht dabei von einer durch Mittelwert und Standardabweichung der Einstrahlungsscharakteristik gegeben Verteilung des täglichen Energieeintrags eines PV-Generators aus. Entsprechend dieser Daten werden zwei Klassen des Energieeintrags gebildet, die für eine PV-Generator/Last-Kombination eine Energiebilanz $+\Delta$ oder $-\Delta$ bilden. Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens dieser beiden Klassen ist durch p und q gegeben. Der Speicher des Systems wird in N Klassen der Größe Δ eingeteilt. Die Klasse $[I_j, j=1]$ hat den Speicherinhalt Δ . Die Entladung des Speichers wird bei diesem Wert abgebrochen. Über diese Angaben wird eine Übergangsmatrix von N Speicherklassen gebildet. Der Eigenvektor der Matrix kann allgemein über N, p und q analytisch dargestellt werden (<Feller 68>). Es gilt, daß:

$$(5.1.17) \quad H(I_j) = (p/q)^{j-1} * (1-p/q) / (1 - (p/q)^N)$$

Bucciarelli bestimmt über den Eigenvektor die Ausfallwahrscheinlichkeit des Systems. Der zur sicheren Versorgung der Last notwendige mittlere Hilfsleistungsbedarf ist über

$$(5.1.18) \quad \langle P_{aux} \rangle = \Delta t \cdot h(S(1), -\Delta t) / \Delta t.$$

zu bestimmen. Diese Untersuchungen werden in <Bucciarelli 86> erweitert. Bucciarelli berücksichtigt hier auch die Autokorrelation der Einstrahlung. Die Zeitentwicklung der Energiebilanz wird über die Energiebilanzmatrix

$$(5.1.19) \quad P(I, J) = \begin{matrix} & \alpha & \beta \\ \begin{matrix} \tau & \delta \end{matrix} & \end{matrix}$$

mit: $\alpha, \beta, \tau, \delta$: Übergangselemente

beschrieben. Der durch

$$(5.1.20) \quad S(t_n) = S(t_n - \Delta t) + \Delta t$$

gegebene Übergang ist durch die bedingten Wahrscheinlichkeiten

$$(5.1.21) \quad h(S(t_n), S(t_n - \Delta t)) = \beta \quad \text{für } B(t_n - \Delta t) = B_1$$

$$(5.1.22) \quad h(S(t_n), S(t_n - \Delta t)) = \delta \quad \text{für } B(t_n - \Delta t) = B_2$$

bestimmt. Damit ist die Wahrscheinlichkeit des Auftretens eines Speicherzustandes zum Zeitschritt t_n nicht allein vom vorherigen Speicherzustand, sondern von der vorherigen Speicherzustand/Meteorologie Kombination abhängig. In Abb. 5.1.4 ist dieser Prozeß graphisch veranschaulicht.

Die Übergangsmatrix zur Beschreibung der Zeitentwicklung der Speicherzustände muß alle auftretenden Systemzustände $[S(t), B(t)]$ erfassen. Bucciarelli <Bucciarelli 84> gibt eine analytische Lösung für den Eigenvektor einer entsprechenden Matrix an.

Die Struktur der Übergangsmatrix der kombinierten Speicherzustand/Meteorologie Klassen wird durch die Erweiterung des obigen

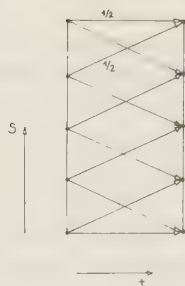


Abb. 5.1.3

Graphische Darstellung einer statistischen Beschreibung eines Speicherprozesses.

Die Abszisse gibt aufeinanderfolgende Zeitschritte, die Ordinate Speicherzustände. Die Pfeile geben die durch den Bilanzprozeß bestimmten möglichen Übergänge zwischen den Speicherklassen an. Die Zahlenwerte an den Pfeilen geben die Wahrscheinlichkeit des Auftretens der von einem Speicherwert ausgehenden Übergänge an. Der Prozeß weist 2 Bilanzzustände auf. Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Bilanzzuständen ist für jeden Zeitschritt konstant.

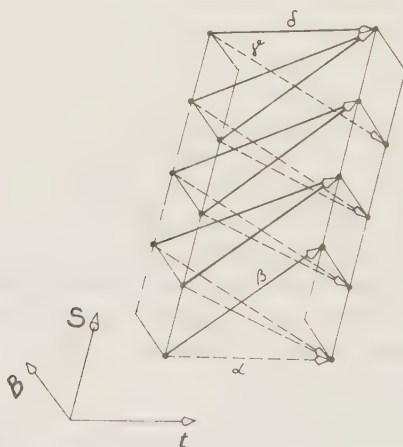


Abb. 5.1.4

Erweiterung des in Abb. 5.1.3 dargestellten Prozesses.

Die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Bilanzzuständen ist vom Bilanzzustand des Vorschrilles abhängig. Ein Systemzustand ist durch eine Speicher/Bilanz-Zustandskombination bestimmt. Die Bilanzzustände sind über der Zeit-Speicherzustands-Ebene dargestellt. Der Bilanzprozeß ist durch die Übergangsmatrix (5.1.20) gekennzeichnet.

einfachen Beispiels gezeigt. Für zwei Energiebilanzklassen ($-\delta$; $+\delta$), deren Übergänge durch die Matrix (5.1.19) charakterisiert werden, und fünf Speicherklassen ($0, \delta, 2\delta, \dots, 4\delta$) werden 10 Kombinationen gebildet. Die Übergangsmatrix der kombinierten Klassen ist:

(5.1.24)

	S1B1	S1B2	S2B1	S2B2	S3B1	S3B2	S4B1	S4B2	S5B1	S5B2
S1B1	α			β						
S1B2										
S2B1	α					β				
S2B2	γ					δ				
S3B1			α					β		
S3B2			γ					δ		
S4B1					α					β
S4B2					γ					δ
S5B1										
S5B2							γ			δ

In jeder Spalte der Speicher/Energiebilanz-Übergangsmatrix können maximal genau so viele von Null verschiedene Elemente wie die Zahl der Meteorologieklassen auftreten. Die Lage der Elemente ist durch Gleichungen der Form 5.1.9 und 5.1.10 bestimmt.

Gordon erweitert diese Beschreibung in <Gordon 87> auf ein Drei-Klassen-Modell des Energiebilanzprozesses. Die Klassen sind durch die Bilanzen $-\delta$, 0 und $+\delta$ bestimmt. Damit können in der Übergangsmatrix der Systemzustände auch die Diagonalelemente von 0 verschiedene Werte annehmen. Gordon gibt auch für diese Matrix eine einfache analytische Lösung für den Eigenvektor der Übergangsmatrix der Systemzustände. Dabei muß allerdings angenommen werden, daß die Häufigkeitsverteilung der Bilanzklassen einer Binomialverteilung genügt.

Die von Bucciarelli und Gordon beschriebenen einfach analytisch lösbaren Systembeschreibungen können einen qualitativen Einblick in das Verhalten von RES geben. In Abb. 5.1.5 ist die von Gordon untersuchte Abhängigkeit des Systemverhaltens von der Größe des Autokorrelationsparameters dargestellt. Der negative Einfluß anwachsender Autokorrelation auf das Betriebsverhalten ist deutlich (vgl. Abschnitt 4.5).

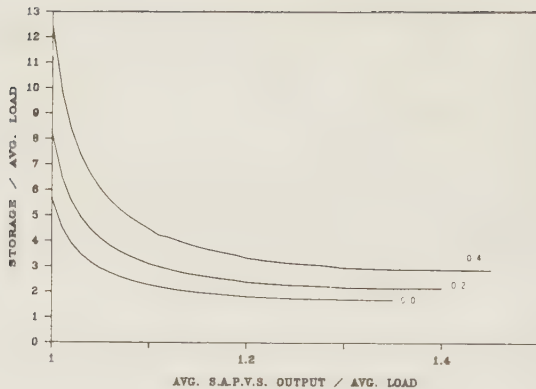


Abb. 5.1.5

Kurven gleicher Ausfallwahrscheinlichkeit LOLP für PV-RES. Diese Darstellung ist <Gordon 87> entnommen. Die Abszisse gibt die normierte Konvertergröße, die Ordinate die normierte Speichergröße an. Die Kurven wurden mit einem 3-Zustand-Markov-Modell bestimmt. Scharparameter ist der durch die Übergangsmatrix bestimmte Autokorrelationsparameter des Bilanzprozesses.

Eine Untersuchung der quantitativen Genauigkeit der Markov-Matrix-Methode kann dann erfolgen, wenn die meteorologischen Eingangsdaten durch Übergangsmatrizen beschrieben werden, die ihre im vorherigen Kapitel untersuchten statistischen Eigenschaften wiedergeben. Für die den Klassen dieser Matrix entsprechenden Meteorologiezustände müssen die Energieeinträge der Konverter über ihre teilweise nichtlinearen Antwortcharakteristiken bestimmt werden. Die Eigenvektoren der dabei entwickelten Speicher /Energiebilanz Matrizen lassen sich im allgemeinen allerdings nicht mehr über einfache analytische Ausdrücke bestimmen.

Zuvor soll hier noch kurz ein prinzipieller Unterschied zwischen Markov-Matrix-Verfahren und Zeitschrittsimulationen dargestellt werden. Die Ergebnisse von Zeitschrittsimulationen beziehen sich stets auf endliche Realisationen des den Eingangsdaten zugrundeliegenden statistischen Prozesses. Dabei stellt eine kurze Realisation eines stochastischen Prozesses nicht die Wiedergabe der statistischen Eigenschaften sicher, die sich im Grenzfall einer unendlich langen Realisation ergeben. Aussagen über das zu erwartende mittlere Systemverhalten in vielen Realisationen des Prozesses (z.B. den langjährigen Mittelwert des Deckungsgrades innerhalb eines Monats des Jahres) erfordern so entsprechend große Datenbasen (vgl. <Klein 87>). Die Ergebnisse von Markov-Rechnungen entsprechen dagegen den sich bei einer unendlich langen Realisation des zugrundegelegten Prozesses einstellenden Grenzwerten. Damit sind allerdings auch keine Aussagen über die bei kurzen Realisationen zu erwartenden Abweichungen von diesen Werten möglich.

5.2 Die Bestimmung des monatlichen energetischen Verhaltens von RES mit Markov-Matrix-Methoden

In diesem Abschnitt wird die vorstehend beschriebene Matrix-Methode für realistischere Beschreibungen der statistischen Eigenschaften der meteorologischen Parameter und der Charakteristiken der regenerativen Konverter erweitert. Für die Bestimmung monatlicher integraler Betriebsdaten werden dabei Übergangsmatrizen der meteorologischen Parameter zugrundegelegt, die das Zeitverhalten der in Kapitel 4 beschriebenen monatlichen Residualprozesse von Tagesmittelwerten charakterisieren. Die quantitative Genauigkeit der Ergebnisse der hier entwickelten Matrix-Methoden wird über den Vergleich mit den Resultaten von Zeitschrittsimulationen für entsprechend synthetisierte Eingangsdaten überprüft.

5.2.1 Das Verfahren zur Aufstellung einer System-Übergangsmatrix

Es werden Systeme der in Kapitel 4 dargestellten Struktur untersucht. Der Verbraucher habe einen konstanten Leistungsbedarf. Jeder vom Konverter/Speicher-System sonst nicht abzudeckende Leistungsbedarf wird von einem Hilfsenergiesystem abgedeckt. Der Zustand des Systems kann durch die meteorologischen Parameter und den Energieinhalt des Speichers vollständig charakterisiert werden. Der Energieeintrag der regenerativen Konverter und des Hilfsenergiesystems sind durch diese Größen bestimmt. Dabei wird vorausgesetzt, daß die regenerativen Konverter "gedächtnislos", d.h. unabhängig von der Vorgeschichte des Systemzustands arbeiten.

Die Parameter der Meteorologie und der Energieinhalt des Speichers werden klassifiziert. Systemklassen sind durch die Kombination einer Meteorologie- und einer Speicherklasse gegeben.

Ein Systemzustand wird über: $\text{Sys}(K, I)$ gekennzeichnet, wobei K den Speicherzustand und I den Meteorologiezustand charakterisiert.

Der Übergang zwischen Systemklassen wird durch eine Systemgleichung bestimmt:

$$(5.2.1.1) \quad S_{neu} = [S(K) + (P_{reg}(M(J)) - P_{last}) * \Delta t, KAP]^{-}, 0]^{+}$$

mit: $S(K)$ = mittlerer Speicherinhalt für Zustand K

$P_{reg}(M(J))$ = mittlere Leistung der regenerativen Konverter
bei dem Zustand J der Meteorologie

S_{neu} = neuer mittlerer Speicherinhalt

KAP = maximaler Speicherinhalt

Der Term:

$$(P_{reg}(M(J)) - P_{last}) * \Delta t$$

entspricht dem im vorigen Abschnitt behandelten Bilanzprozess B .

Mit dieser Gleichung kann der Speicherzustand bestimmt werden, der ausgehend vom Zustand K unter den meteorologischen Bedingungen J erreicht wird. Dazu wird der neue Speicherinhalt S_{neu} in die entsprechende Speicherklasse L eingeordnet.

Die Wahrscheinlichkeit für den Übergang

$$(5.2.1.2) \quad [K, I] \rightarrow [L, J]$$

mit: I = vorheriger Meteorologiezustand

ist durch das Übergangselement $p(I, J)$ der die Meteorologie beschreibenden Matrix gegeben:

$p(I, J)$, wenn K, L und J der
Systemgleichung
(Gl. 5.2.1.1) genügen

$$(5.2.1.3) \quad p_{sys}([K, I], [L, J]) = \begin{matrix} 0 & \text{sonst} \end{matrix}$$

Die Übergangselemente p_{sys} bilden die Systemübergangsmatrix P_{sys} . Für das Aufstellen der Systemübergangsmatrix P_{sys} muß die Systemkonfiguration durch
- die Größe der Last

- die Größen der regenerativen Konverter
- die Größe des Speichers

beschrieben sein. Mit der Übergangsmatrix der meteorologischen Parameter $P(I,J)$ und einer Klassenstruktur des Speichers sind für alle Kombinationen der Zustände K und I die Übergänge der Systemklassen entsprechend (Gl.5.2.1.1) zu bestimmen. Die Übergangswahrscheinlichkeiten werden über (Gl.5.2.1.3) eingesetzt.

Im allgemeinen treten in der so gebildeten Systemmatrix Klassen auf, deren Zustand nicht ohne das Auftreten von Betriebsfehlern oder externer Eingriffe in das System erreichbar sind. Ein Beispiel hierfür kann durch die Kombination $L = L_{\min}$ und $I = I_{\max}$ gegeben sein die den minimalen Speicherinhalt und den maximalen Wert des Energieeintrags charakterisieren. Die Gleichung:

$$(5.2.1.4) \quad S(L_{\min}) + S_{\text{neu}} = [[S(K) + (P_{\text{reg}}(M(J_{\max})) - P_{\text{last}}) \cdot t, K]^+, 0] -$$

ist durch kein K zu erfüllen. Die Systemmatrix ist um diese Klassen zu reduzieren, d.h. der Rang der Matrix vermindert sich entsprechend.

Der Eigenvektor der Systemmatrix kann über numerische Verfahren bestimmt werden.

Über den Eigenvektor können einfache integrale Betriebsdaten des Systems bestimmt werden. Dazu gehören:

- die Ausfallwahrscheinlichkeit (LOLP) eines Systems ohne Hilfsenergiesystem
- die Anzahl der Zeitschritte, in denen ein Hilfsenergiesystem aktiv sein muß, um eine sichere Versorgung der Last zu gewährleisten.

Um ein quantitatives Maß für den Bedarf an Hilfsenergie zu erhalten, müssen der Eigenvektor und die Übergangsmatrix detaillierter ausgewertet werden. Ein Bedarf an Hilfsenergie liegt dann vor, wenn

$$(5.2.1.5) \quad S(K) < (P_{\text{last}} - P_{\text{reg}}(M(J))) \cdot t.$$

In diesem Systemzustand wird eine mittlere Hilfsleistung von

$$(5.2.1.6) \quad P_{aux}(K, J) = (S(K) - (P_{last} - P_{reg}(M(J))) \cdot \Delta t) / \Delta t$$

gefordert. Für alle Kombinationen von K und J, die (Gl. 5.2.1.5) nicht erfüllen, gilt:

$$5.2.1.7 \quad P_{aux}(K, J) = 0$$

Der gesamte mittlere Hilfsleistungsbedarf ist durch

$$5.2.1.8 \quad \langle P_{aux} \rangle = \sum_i \sum_K \sum_J P_{aux}(K_i, J_k) \cdot H(K_i, I_j) \cdot p(I_j, J_k)$$

gegeben.

Das durch die Gleichungen (5.2.1.5) - (5.2.1.8) beschriebene Rechenverfahren kann zum Teil in die zur Aufstellung der Systemmatrix verwendete Systemgleichung integriert werden. Dazu werden imaginäre Speicherklassen gebildet, die einem negativen Speicherinhalt entsprechen. Diese Zustände K- werden erreicht, wenn der über

$$(5.2.1.9) \quad S_{neu} = [S(K) + (P_{reg}(M(J)) - P_{last}) \cdot \Delta t, KAP] -$$

bestimmte neue Speicherinhalt negative Werte annimmt. Der Speicherinhalt S(K-) entspricht dem Bedarf an Hilfsenergie. Die Systemgleichung für die K- Zustände als Startwert lautet:

$$(5.2.1.10) \quad S_{neu} = [(P_{reg}(M(J)) - P_{last}) \cdot \Delta t, KAP] -$$

Es wird also ein leerer Speicher angenommen. In entsprechender Weise kann die Systemgleichung auch auf Speicherzustände K+ ausgedehnt werden, die das Auftreten von Überschußenergie im System kennzeichnen.

Der mittlere Hilfsleistungsbedarfs kann aus dem Eigenvektor der erweiterten Systemmatrix über

$$(5.2.1.11) \quad \langle P_{aux} \rangle = \sum_{i,j} H(K_{-i}, I_j) \cdot S(K_{-i}) / \Delta t$$

bestimmt werden. Dieses Verfahren zur Bestimmung des mittleren

Hilfsenergiebedarfs ist eleganter. Nachteilig wirkt sich der höhere Rang der Matrix aus, deren Eigenvektor bestimmt werden muß.

Die nachfolgend aufgeführten Rechnungen sind mit diesem Verfahren durchgeführt. Der erhöhte Speicherplatzbedarf im Computer stellt bei der Verwendung von Großrechnern im allgemeinen kein Problem dar.

5.2.2 Vergleich der Ergebnisse der Markov-Matrix-Rechnungen mit den Ergebnissen von Zeitschrittsimulationen

In diesem Abschnitt sollen monatliche integrale Betriebsdaten von RES, die über das Markov-Verfahren ermittelt wurden, mit den entsprechenden Ergebnissen von Zeitschrittsimulationen verglichen werden. Dabei wird die in Abschnitt 4.5 gegebene Beschreibung der Konverter und der Speichercharakteristiken verwendet.

Der untersuchte integrale Betriebsparameter ist der mittlere Hilfsleistungsbedarf $\langle P_{aux} \rangle$. Dieser wird über (5.2.1.8) oder (5.2.1.11) direkt aus dem Matrixverfahren erhalten. Die im folgenden angegebenen normierten Werte $\langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle$ sind über:

$$(5.2.2.0) \quad \langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle = 1 - F$$

mit dem in Kapitel 3 und 4 untersuchten regenerativen Deckungsgrad verknüpft.

In Kapitel 4 wurde gezeigt, daß sich die Zeitentwicklung des täglichen clearness index und der täglichen Windgeschwindigkeitsresiduen während eines Monats durch Markovsche Übergangsmatrizen beschreiben lassen. Über die Kenntnis der mittleren extraterrestrischen Einstrahlung und des Monatsmittelwertes der Windgeschwindigkeit können daraus Übergangsmatrizen für Tagesmittelwerte der Einstrahlung und der Windgeschwindigkeit gewonnen werden. Für das Zeitschrittverfahren werden auf der Basis dieser Matrizen nach dem in Abschnitt 4.1.1 dargestellten Verfahren Zeitreihen mit einer Auflösung von einem Tag (1d) zu synthetisiert. Die für die Zeitreihensynthese zugrundegelegte Übergangsmatrix wird auch für das Matrixverfahren verwendet.

Für diesen Vergleich der Rechenverfahren, die beide auf einer stationären Reihe von Tagesmittelwerten beruhen, kann eine systematische Fehlerquelle genannt werden. Durch die Klassifizierung der Daten weist das Matrix-Verfahren eine schlechtere Auflösung auf. Die Speicherinhalte $S(K)$ und die Größe der meteorologischen Parameter $M(I)$ entsprechen den Mittelwerten der jeweiligen Klassen. Dadurch kann der Fall eintreten, daß:

$$(5.2.2.1) \quad S(K) - (P_{reg}(M(I)) - P_{last}) \Delta t > 0$$

während sich gleichzeitig mit den durch $S_u(K0)$ und $M_u(I)$ gegebenen unteren Grenzwerte der Klassen

$$(5.2.2.2) \quad S_u(K) - (P_{reg}(M_u(I)) - P_{last}) \Delta t < 0$$

ergibt. Abb. 5.2.2.1 zeigt dies schematisch. Es ist deshalb zu erwarten, daß mit dem Matrix-Verfahren der Wert für den mittleren Bedarf an Hilfsleistung tendenziell zu gering bestimmt wird.

In Abb. 5.2.2.2 werden Ergebnisse von Zeitschrittsimulationen und Matrix-Rechnungen verglichen. Dargestellt ist der normierte mittlere Hilfsenergiebedarf $\langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle$ von PV-RES als Funktion der regenerativen Erzeugung PRG. Die RES sind durch eine Speichergröße von $BAT = 1d$ charakterisiert.

Für beide Verfahren wird die Beschreibung des Zeitverhalten der Einstrahlung durch eine Übergangsmatrix der Reihen des täglichen clearness index zugrundegelegt. Es wurde eine für den Standort Norderney ermittelte Matrix verwendet, die die K_1 -Reihen der durch $\langle K_t \rangle = 0.3$ gekennzeichneten Monatsklasse für diesen Standort charakterisiert (vgl. Abschnitt 4.4.1). Der Autokorrelationsparameter dieser Daten beträgt $R(1) = 0.25$.

Für das Zeitschrittverfahren wurde eine Reihe der Tagesmittelwerte der Einstrahlung mit einer Länge von 20000 Tagen synthetisiert. Dabei wurde ein konstanter Wert der extraterrestrischen Einstrahlung angenommen.

Für die Markov-Matrix-Rechnungen wurde die Klasseneinteilung der Übergangsmatrix des clearness index (entsprechend $\langle Aguiar \ 87 \rangle$,

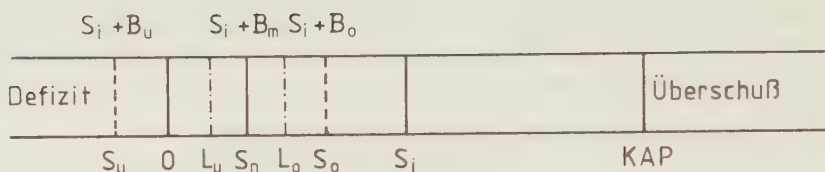


Abb. 5.2.2.1

Schematische Darstellung des Einflusses der durch die Breite der verwendeten Klassen gegebenen groben Auflösung des Markov-Verfahrens auf die Bestimmung des Hilfsenergiebedarfs. Dargestellt sind die Zustände eines Speichers. Zustände links von $S_o = \emptyset$ kennzeichnen einen Bedarf an Hilfsenergie. Durch die einer Meteorologiekategorie entsprechende mittlere Bilanz B_m und den Speicherzustand S_i des vorigen Zeittakts sei der Speicherzustand S_n gegeben. Der oberen und unteren Grenze der Meteorologiekategorie entsprechen die Speicherinhalte S_u und S_o . Das Erreichen eines Hilfsenergiebedarfs durch S_u wird bei der Einordnung von S_n in die Speicherklasse L_1 mit den Grenzen L_u und L_o nicht berücksichtigt.

vgl. Abschnitt 4.6) für die Einstrahlungsdaten entsprechend übernommen. Es wurden 5 Klassen verwendet:

$$I_i : K_{i-1} \cdot G_{ex} < K_i \cdot G_{ex} < K_{i+1} \cdot G_{ex} \quad i = 1, 2, \dots, 5$$

$$\text{mit: } K_j = [0.031, 0.128, 0.213, 0.320, 0.475, 0.710] \quad j = 0, 1, \dots, 5$$

$$K_j : (\text{Klassengrenzen der } K_i\text{-Werte})$$

Die Klassen des Speicherzustands sind durch

$$K_i : (i-1) \cdot b - B_0 < S < i \cdot b - B_0 \quad i = 1, 2, \dots, 21$$

$$\begin{aligned} \text{mit:} \quad B_0 &= (\langle P_{last} \rangle \cdot \Delta t) \cdot 1.05 \\ b &= (\langle P_{last} \rangle \cdot \Delta t) / 10 \end{aligned}$$

gegeben. Auf diese Weise sind für den untersuchten Speicher mit $[BAT = KAP / \langle P_{last} \rangle = 1d]$ 10 imaginäre (Defizit-) und 11 reale Speicherklassen gleicher Breite definiert. Der Faktor 1.05 stellt sicher, dass die mittlere Klasse ($i=11$) um $S = 0$ zentriert ist.

Die den Meteorologieklassen entsprechenden mittleren Konverterleistungen $P(M(I))$ wurden hier über die Konverterleistungen für die mittleren Werte der Meteorologieklassen bestimmt.

Der Vergleich der in der Abb.5.2.2.2 dargestellten Werte des mittleren Hilfsleistungsbedarfs zeigt, dass die Ergebnisse der beiden Rechenverfahren sehr gut übereinstimmen. Maximal tritt eine Abweichung von $\delta(\langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle) = 0.01$ auf.

In Abb.5.2.2.3 ist derselbe Vergleich für verschiedene Speichergrößen dargestellt ($BAT = 1d - BAT = 5d$). Für diese Rechnungen wurde die absolute Größe der Speicherklassen beibehalten. Entsprechend nimmt die Zahl der Speicherklassen für größere Speicher zu. Auch hier treten keine größeren Abweichungen der Ergebnisse beider Verfahren auf.

Die Ergebnisse entsprechender Rechnungen für WEK-Systeme sind in Abb.5.2.2.4 gegeben. Als Datenbasis wurde eine Übergangsmatrix verwendet, die für die Windresiduen V_{res} der Wintermonate in

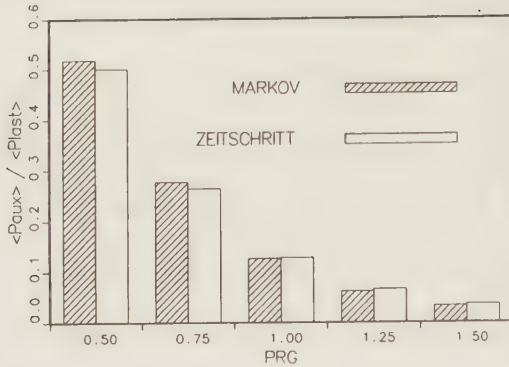


Abb. 5.2.2.2

Vergleich der aus Markov-Verfahren und Zeitschrittsimulation bestimmten Werte des mittleren monatlichen normierten Hilfsleistungsbedarfs. Untersucht sind PV-RES mit unterschiedlicher regenerativer Erzeugung PRG. Die Speichergröße hat den Wert $BAT = 1d$. Zeitschrittsimulation und Markov-Rechnung basieren auf der gleichen Übergangsmatrix des mittleren täglichen clearness index. Die Matrix wurde für Daten des Standortes Norderney ermittelt (Monatsklasse entsprechend $\langle K_t \rangle = 0.3$, $R(1) = 0.25$). Für die extraterrestrische Einstrahlung wurde ein konstanter Wert angenommen.

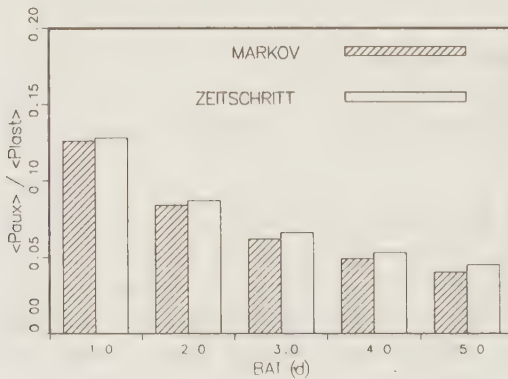


Abb. 5.2.2.3

Die über Markov-Verfahren und Zeitschrittsimulation bestimmte Abhängigkeit des mittleren monatlichen Hilfsleistungsbedarfs von der Speichergröße BAT ($PRG = 1$). Die Datenbasis entspricht der für Abb.5.2.2.2 verwendeten.

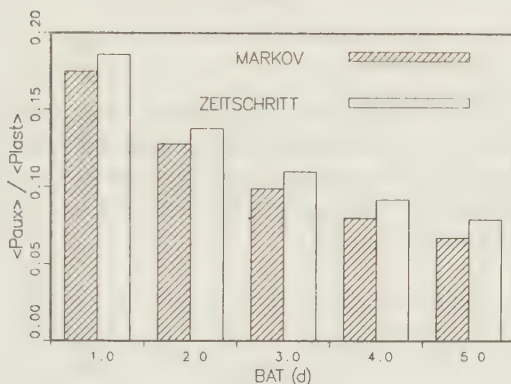


Abb. 5.2.2.4

Gleiche Darstellung wie Abb.5.2.2.3, jedoch für WEK-RES. Zeitschrittsimulation und Markov-Rechnung basieren auf der in dieser Arbeit bestimmten Übergangsmatrix der Windgeschwindigkeitsresiduen für die Wintermonate in Norderney ($R(1) = 0.45$). Die Residuen wurden entsprechend dem Monatsmittelwert $\langle V \rangle = 5 \text{ m/s}$ skaliert.

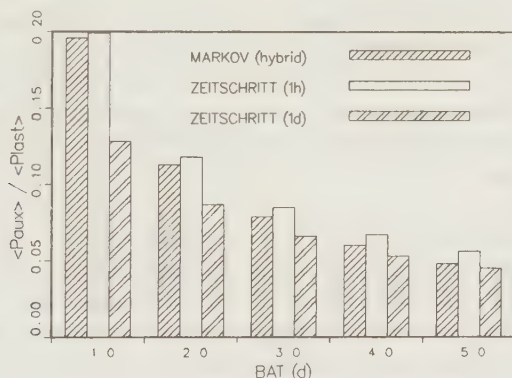


Abb. 5.2.2.5

Der Einfluß der Berücksichtigung des Tagesgangs in Zeitschrittsimulation und Markov-Rechnung.

Untersucht sind die schon in Abb.5.2.2.3 behandelten Systeme ($\text{PRG} = 1$). Die Datenbasis für die Zeitentwicklung der Tagesmittelwerte des täglichen clearness index ist beibehalten. Die Zeitschrittsimulationen wurden mit der Zeitauflösung von 1h und 1d durchgeführt. Stundenmittelwerte der Einstrahlung sind aus Stundenmittelwerten der extraterrestrischen Einstrahlung (Werte für 1. Januar, 53° nördliche Breite) und einer Bibliothek von Tagesgängen der Stundenmittelwerte des clearness index gebildet. Im Markov-Verfahren ist die Charakteristik der extraterrestrischen Einstrahlung berücksichtigt (Hybrid-Verfahren).

Norderney bestimmte wurde (Autokorrelationsparameter $R(1) = 0.45$). Die Werte von V_{res} wurden mit einem Mittelwert von $\langle V \rangle = 5m/s$ skaliert. Die verwendete Klasseneinteilung ist entsprechend der bei der Ermittlung der Übergangsmatrix verwendeten Klassifizierung der Residualwerte durch

$$I_i : V_{res \ i-1} * \langle V \rangle < V_{res} * \langle V \rangle < V_{res \ i} * \langle V \rangle \quad i = 1, 2, \dots, 5$$

$$\text{mit: } V_{res \ j} = [0.3, 0.6, 0.9, 1.2, 1.5, 2.2] \quad j = 0, 1, \dots, 5$$

gegeben.

Die Übereinstimmung der Ergebnisse der unterschiedlichen Rechenverfahren ist für die hier untersuchten WEK-RES gut.

Die schlechtere Auflösung von Speicher-, Meteorologie- und Leistungsdaten des Markov-Verfahrens führt für die bisher untersuchten Systeme zu nur geringen Fehlern. Für diese RES können die Ergebnisse von Zeitschrittsimulationen, die Zeitreihen von Tagesmittelwerten mit einer Markov-Struktur 1.Ordnung als Eingangsdaten verwenden, mit hoher Genauigkeit durch Markov-Rechnungen wiedergegeben werden.

Wie in Kapitel 4 gezeigt, ist die Verwendung einer derart einfachen Beschreibung der meteorologischen Parameter nicht immer angemessen. Insbesondere muß für RES mit Eintagesspeichern der tageszeitliche Gang der meteorologischen Parameter berücksichtigt werden. Es soll nun untersucht werden, ob sich das hier vorgestellte Markov-Verfahren entsprechend erweitern läßt.

Die Verwendung einer Übergangsmatrix für Stundenwerte der meteorologischen Parameter erscheint dabei nicht sinnvoll. Zum Einen ist die Zeitentwicklung der Stundenmittelwerte durch einen tageszeitlichen Trend beeinflusst, zum Anderen weist sie Eigenschaften eines Markov-Prozesses höherer Ordnung auf (vgl. Kap. 4), die nicht durch eine Übergangsmatrix 1.Ordnung beschrieben werden können.

Um den Einfluß des Tagesganges auf das energetische Verhalten von RES zu erfassen, wird hier eine Hybrid-Methode vorgeschlagen.

Das stochastische Verhalten der Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter wird dabei weiterhin durch eine Übergangsmatrix beschrieben. Die Zeitentwicklung des Systems innerhalb des Tages wird für alle Kombinationen von Speicher- und Meteorologieklassen durch die Zeitschrittsimulation des jeweiligen mittleren Tagesganges erfasst.

Der mittlere Tagesgang des untersuchten Zeitraums sei dabei durch eine Funktion $F(std)$ beschrieben. Der Stundenmittelwert der meteorologischen Parameter $m(I, std)$ in einem durch den Mittelwert $M(I)$ charakterisierten Tag ist über:

$$(5.2.2.3) \quad m(I, std) = F(std) * M(I)$$

gegeben. Für den Speicher werden nur reale Klassen betrachtet. Die stündliche Entwicklung des Speicherzustands wird über:

$$(5.2.2.4) \quad s(std) = [[s(std-1) + (P_{reg}(m(J, std)) - P_{last})\Delta t, KAP]^{-}, 0]^+$$

$$\text{mit: } s(0) = S(K), \Delta t = 1h$$

ermittelt. Der neue Speicherzustand S_{neu} nach diesem durch $S(K)$ und $M(J)$ bestimmten Tagesschritt ist durch:

$$(5.2.2.5) \quad S_{neu} = S(24)$$

gegeben. Der mittlere Hilfsleistungsbedarf für diesen Tagesschritt wird über

$$(5.2.2.6) \quad \langle P_{aux}(K, J) \rangle = \sum_{std}^{24} s(std-1) - (P_{last} - P_{reg}(m(J, std)) * \Delta t \\ * heavy((P_{last} - P_{reg}(m(j, std)) * \Delta t - s(std-1)))$$

mit: heavy: Heavysidefunktion

bestimmt.

Aus (Gl. 5.2.2.4) und (5.2.2.5) wird die Systemübergangsmatrix konstruiert. Die Bestimmung des mittleren Hilfsleistungsbedarfs erfolgt entsprechend dem durch Gl. 5.2.1.8 beschriebenen, auf reale Speicherklassen beschränkten Verfahren:

$$(5.2.2.7) \langle P_{aux} \rangle = \sum_{I_j, J_k} \langle P_{aux}(K_i, J_k) \rangle * H(K_i, I_j) * p(I_j, J_k)$$

Abb. 5.2.2.5 zeigt mit Hilfe dieses Verfahrens bestimmte Werte des normierten mittleren Hilfsleistungsbedarfs von PV-RES im Vergleich mit den Ergebnissen von Zeitschrittsimulationen. Die Systemauslegung (PRG = 1) und die statistische Beschreibung der Tagesmittelwerte der Solarstrahlung entsprechen den für Abb. 5.2.2.1 verwendeten Daten. Der verwendete mittlere Tagesgang ist durch die Charakteristik der extraterrestrischen Einstrahlung am 1. Januar auf der geographischen Breite 53° Nord und den jeweiligen durch die K_t-Klassen bestimmten Tagesmittelwerten des clearness index K_{t tag} bestimmt:

$$(5.2.2.8) m(std) = G_{ex}(std) * K_{t \text{ tag}}$$

Die Datenbasis für die dargestellten Ergebnisse von Zeitschrittsimulationen mit einer Zeitauflösung von 1 Stunde wurde mit dem in Kapitel 4 beschriebenen Verfahren einer Zufallsauswahl aus einer Tagesgangsbibliothek generiert. Zusätzlich sind in der Abbildung die Werte des Hilfsleistungsbedarfs eingetragen, die sich aus Zeitschrittsimulationen ohne Berücksichtigung des Tagesganges ergeben (vergleiche Abb. 5.2.2.3). Der negative Einfluß des Tagesganges der Einstrahlung auf das energetische Verhalten der Systeme wird gut erfasst.

In Abb. 5.2.2.6 sind die entsprechenden Ergebnisse für Systeme mit höherer regenerativer Erzeugung (PRG = 1.5) gezeigt. Bei wachsender Speichergröße unterscheidet sich die absolute Größe des durch die unterschiedlich zeitaufgelösten Zeitschrittsimulationen berechneten Hilfsenergiebedarfs nur noch geringfügig. Diese kleinen Änderungen werden von dem Markov-Hybrid-Verfahren nicht mehr erfasst. Der große Einfluß der Zeitauflösung der Zeitschrittsimulationen bei Systemen mit kleinen Speichern wird allerdings gut wiedergegeben.

Eine Erweiterungsmöglichkeit des Hybrid-Verfahrens kann hier noch erwähnt werden. Gl. 5.2.2.6 bestimmt den Hilfsenergiebedarf für einen durch den Tagesmittelwert der meteorologischen Daten gekennzeichneten Tag über einen mittleren Tagesgang. Die Variation

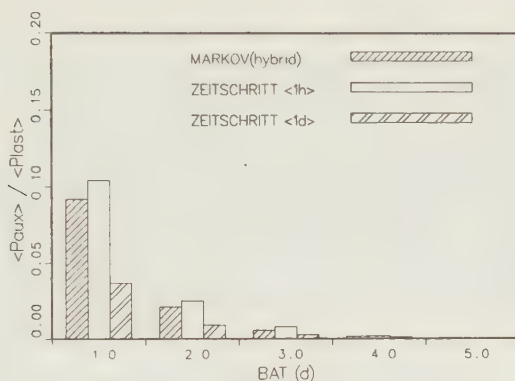


Abb. 5.2.2.6

Gleiche Darstellung und Datenbasis wie Abb.5.2.2.5. Untersucht wurden Systeme mit PRG = 1.5.

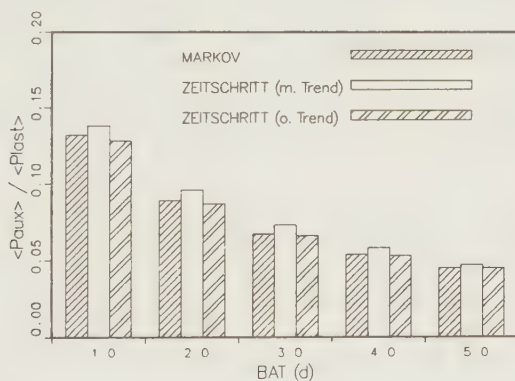


Abb. 5.2.2.7

Der Einfluß des Trends der extraterrestrischen Einstrahlung auf den Wert des über Zeitschrittsimulation und Markov-Rechnung bestimmten Hilfsleistungsbedarfs.

Untersucht sind die gleichen Systeme wie in Abb.5.2.2.2. Die Zeitentwicklung der Tagesmittelwerte des clearness index ist über die gleiche Datenbasis bestimmt. Für die Zeitschrittsimulation wurde eine Reihe der mittleren täglichen Einstrahlung über die Charakteristik der Tagesmittelwerte der extraterrestrischen Einstrahlung des Monats Januar (53° nördlicher Breite) generiert. Für die Markov-Rechnung wurde aus dieser Reihe eine Übergangsmatrix der Tagesmittelwerte der Einstrahlung bestimmt. Zusätzlich sind die über eine Zeitschrittsimulation bestimmten Werte für eine trendlose Datenreihe angegeben.

der Zeitmuster der meteorologischen Parameter innerhalb von Tagen, die durch gleiche Mittelwerte gekennzeichnet sind, kann prinzipiell über das gleiche Verfahren erfasst werden. Die mittlere Tagesgangfunktion $F(\text{std})$ kann durch eine Schar von Funktionen $F_i(\text{std})$ ersetzt werden, die durch unterschiedliche Auftretswahrscheinlichkeiten gekennzeichnet sind. Für die $F_i(\text{std})$ können über (Gl. 5.2.2.4, 5.2.2.5) und (Gl. 5.2.2.6) die Werte $S_{\text{neu}}((K,J),F_i)$ und $P_{\text{aux}}((K,J),F_i)$ bestimmt werden. Den entsprechend bestimmten Übergängen $(K,I) \rightarrow (L_1,J)$ werden die Übergangselemente

$$(5.2.2.9) \quad p_{\text{sys}}((L_1,J),(K,I)) = p(I,J) * h(1)$$

mit $h(1)$: relative Häufigkeit der Tagesgangfunktion $F_1(\text{std})$

zugewiesen. Entsprechend erfolgt die Berechnung des Hilfsenergiebedarfs über

$$5.2.2.10 \quad \langle P_{\text{aux}} \rangle = \sum_{K,I} \sum_{L_1,J} P_{\text{aux}}((K,I),F_1) * H(K,I,J) * p(I,J) * h(1) .$$

Ob der zusätzliche Rechenaufwand für dieses erweiterte Verfahren gerechtfertigt ist, hängt von der Sensitivität des Systemverhaltens gegenüber Details des Tagesganges ab. In Kap. 4 wurde gezeigt, daß das integrale Betriebsverhalten der hier behandelten PV-RES nur schwach von Variationen des Tagesganges abhängt, so daß für diese Systeme das erweiterte Verfahren nicht angewendet zu werden braucht.

Bei der Beschreibung des Zeitverhaltens der meteorologischen Parameter als einen reinen Markov-Prozess werden Trends im Verhalten der Parameter nicht berücksichtigt. In Kapitel 4 wurde für ein PV-RES der Einfluß des Trends der extraterrestrischen Einstrahlung innerhalb eines Monats auf den monatlichen regenerativen Deckungsgrad untersucht. Der Trend der Eingangsdaten führt zu einer geringen Verschlechterung des für stationäre Eingangsdaten bestimmten Deckungsgrades.

Ein Ansatz zur Berücksichtigung des monatlichen Trends im Markov-Verfahren ist durch die Verwendung einer Übergangsmatrix gegeben, die aus der trendbehafteten Zeitreihe gewonnen wird. Abb. 5.2.2.7

zeigt den mittleren Hilfsleistungsbedarf, der für die in Abb. 5.2.2.1 dargestellten Systeme bei zusätzlicher Berücksichtigung des Trends der extraterrestrischen Einstrahlung im Januar auf 53° nördlicher Breite berechnet ist. Für das Markov-Verfahren wurde die Meteorologie-Matrix aus der für das Zeitschrittverfahren synthetisierten Zeitreihe ermittelt. Die geringen Änderungen des Hilfsleistungsbedarfs infolge der Berücksichtigung des Trends (in der Größenordnung von $\delta(\langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle) = 0.01$) werden nur andeutungsweise wiedergegeben.

Das hier beschriebene Markov-Verfahren stellt immer die Beschreibung eines Prozesses mit stationären statistischen Parametern dar. Im folgenden Abschnitt soll genauer untersucht werden, mit welcher Genauigkeit sich das Verhalten von RES für den Fall meteorologischer Eingangsdaten, die mit einem jahreszeitlichen Trend behaftet sind, näherungsweise über Markov-Matrix-Verfahren erfassen läßt. Insbesondere wird die Möglichkeit behandelt, ob sich mit der Charakterisierung des gesamten Jahres durch eine einzelne Matrix integrale Betriebsdaten von RES über diesen Zeitraum annähernd bestimmen lassen.

5.3 Die Beschreibung von instationären Prozessen über eine Median-System-Matrix.

Die Bestimmung von jährlichen integralen Betriebsdaten von RES kann nach der vorstehend dargestellten Methode z.B. über die Berechnung von 12 monatlichen Werten erfolgen. Die damit verbundene Problematik der Abhängigkeit monatlicher integraler Betriebsdaten vom Betriebsverhalten im Vormonat wurde in Kapitel 4 behandelt.

In diesem Abschnitt wird untersucht, mit welcher Genauigkeit sich jährliche integrale Betriebsdaten direkt über eine einzelne Markov-Matrix-Rechnung bestimmen lassen. Bei diesem Ansatz wird eine Voraussetzung für die Anwendbarkeit der Markov-Methode verletzt: Der zu beschreibende stochastische Prozeß ist nicht stationär. Damit kann die - im Grenzfall einer unendlich feinen Klassenauflösung gegebene - exakte Gültigkeit des Markov-Matrix-Verfahrens zur Bestimmung integraler Betriebsdaten nicht mehr vorausgesetzt werden. Zusätzlich zu den im vorigen Abschnitt angesprochenen Abweichungen zwischen Ergebnissen des Matrix-Verfahrens und der Zeitschrittsimulation aufgrund der Klassen- und Zeitauflösung, treten hier Abweichungen auf, die durch die Repräsentation langfristiger meteorologischer Zeitreihen durch ein einheitliches stationäres Modell bedingt sind.

Die quantitative Größe der Fehler dieses Verfahrens soll für einige RES beispielhaft dargestellt werden. Zuvor wird anhand theoretischer Überlegungen untersucht, wie hier relevante statistische Parameter instationärer Zeitreihen durch Markov-Matrizen wiedergegeben werden, die aus der gesamten Zeitreihe gewonnen wurden. Derartige Übergangsmatrizen werden hier im folgenden als Median-Matrizen bezeichnet.

Die Elemente der Markovschen Übergangsmatrix können für einen empirisch gegebenen Prozeß durch ein Abzählverfahren bestimmt werden; ein so bestimmter Wert gibt den Maximum-Likelihood-Schätzer der Übergangselemente an ($\langle \text{Billard } 80 \rangle$):

$$(5.3.1) \quad p(I,J) = \begin{cases} Z(I,J)/Z(I) & \text{wenn } Z(I) > 0 \\ 0 & \text{wenn } Z(I) = 0 \end{cases}$$

mit: $Z(I)$: Anzahl des Auftretens von I
 $Z(I,J)$: Anzahl des Auftretens von
 Sequenzen $[I,J]$

Der Vektor der empirischen relativen Häufigkeiten $H(I)$ ist durch das Abzählverfahren:

$$(5.3.2) \quad H(I) = Z(I)/Z_g$$

mit: Z_g : Gesamtzahl der Daten

gegeben. Die Beziehung

$$(5.3.3) \quad H(J) = \sum_j H(I_j) * p(I_j, J)$$

ist für die durch Abzählung bestimmten Werte immer gültig, da

$$(5.3.4) \quad Z(J)/Z_g = \sum_j Z(I_j)/Z_g * Z(I_j, J)/Z(I_j)$$

Eine Instationarität der empirischen Datenreihe hat keinen Einfluß auf den Eigenvektor der durch ein Abzählverfahren bestimmten Median-Übergangsmatrix.

Wenn sich die Zeitreihe aus Perioden k_1 der Länge Zgk_1 mit unterschiedlichen statischen Eigenschaften zusammensetzt, kann gezeigt werden, daß dieser Eigenvektor mit dem Mittelwert der Eigenvektoren der Perioden identisch ist. Der Erwartungswert der Eigenvektoren $H(I)_{erw}$ ist :

$$(5.3.5) \quad H(I)_{erw} = \sum_i Hk_1(I) * Zgk_1 / Z_g \\ = \sum_i (Zk_1(I)/Zgk_1) * (Zgk_1 / Z_g) = Z(I)/Z_g$$

Ebenso kann gezeigt werden, daß die für den Gesamtprozeß bestimmten Übergangselemente 5.3.1 als Erwartungswerte aus den Übergangselementen der Einzelperioden entwickelt werden können.

Die Übergangselemente der Perioden k_1 sind durch

$$(5.3.6) \quad \begin{aligned} & Zk_1(I, J) / Zk_1(I) \quad \text{wenn } Zk_1(I) > 0 \\ pk_1(I, J) = & \\ & 0 \quad \text{wenn } Zk_1(I) = 0 \end{aligned}$$

gegeben.

Für die Bildung des Erwartungswerts der Übergangselemente bei einer zu zufälligen Zeitpunkten erfolgenden Sammlung der Daten müssen die $pk_1(I, J)$ mit der Häufigkeit $Hk_1(I)$ der Ausgangszustände in den Perioden und der Länge der Perioden gewichtet werden.

$$(5.3.7) \quad \begin{aligned} p_{erw}(I, J) &= \sum_i pk_1(I, J) * Hk_1(I) * Zgk_1 / (H(I) * Zg) \\ &= \sum_i (Zk_1(I, J) / Zk_1(I)) * (Zk_1(I) / Z(I)) \\ &= Z(I, J) / Z(I) \end{aligned}$$

Entsprechend kann die relative Häufigkeit $h(I, J)$ des Auftretens von Sequenzen $[I, J]$ der Länge 2 im Gesamtprozeß bestimmt werden.

$$(5.3.7) \quad \begin{aligned} h(I, J)_{erw} &= \sum_i Hk_1(I) * pk_1(I, J) * Zgk_1 / Zg \\ &= \sum_i (Zk_1(I) / Zgk_1) * (Zk_1(I, J) / Zk_1(I)) * Zgk_1 / Zg \\ &= Z(I, J) / Zg \\ &= Z(I) / Zg * Z(I, J) / Z(I) = H(I) * p(I, J) \end{aligned}$$

Damit kann auch die relative Häufigkeit des Auftretens einer Sequenz $[I, J]$ aus der Median-Matrix bestimmt werden.

Das Auftreten von Sequenzen der Länge drei $[I, J, O]$ kann durch

$$(5.3.8) \quad hk_1(I, J, O) = Hk_1(I) * pk_1(I, J) * pk_1(J, O)$$

berechnet werden. Der Erwartungswert $h(I, J, O)_{erw}$ des zusammengesetzten Prozesses ist über

$$\begin{aligned}
 (5.3.9) \quad h(I, J, O)_{erw} &= \sum_i Hk_i(I) * pk_i(I, J) * pk_i(J, O) * Zgk_i / Zg \\
 &= \sum_i (Zk_i(I) / Zgk_i) * (Zk_i(I, J) / Zk_i(I)) * (Zk_i(J, O) / Zk_i(J)) * Zgk_i / Zg \\
 &= \sum_i (Zk_i(I, J) * Zk_i(J, O) / Zk_i(J)) / Zg
 \end{aligned}$$

zu ermitteln. Dieser Term ist im allgemeinen nicht identisch mit

$$\begin{aligned}
 (5.3.10) \quad h(I, J, O) &= H(I) * p(I, J) * p(J, O) \\
 &= Z(I) / Zg * Z(I, J) / Z(I) * Z(J, O) / Z(J) \\
 &= (Z(I, J) * Z(J, O) / Z(J)) / Zg
 \end{aligned}$$

dem aus den Daten des Abzählverfahrens über $[I, J]$ Sequenzen des Gesamtprozesses gewonnen Wert. Eine Ausnahme liegt vor, wenn $Zk_i(I)$ nur für ein k_i einen von Null verschiedenen Wert annimmt.

Aus der Median-Markov-Matrix, die durch Abzählen des nicht-stationären Prozesses bestimmt ist, kann also im allgemeinen die Wahrscheinlichkeit der sequenziellen Abfolge von Zuständen über mehr als 2 Schritte nicht exakt wiedergegeben werden. Die relativen Häufigkeiten der Zustände des Prozesses und die Wahrscheinlichkeit, daß zwei bestimmte Zustände in Abfolge auftreten, können aus dieser Matrix richtig bestimmt werden.

Auch der mittlere Autokorrelationsparameter des Prozesses wird im Rahmen der durch die Klassifizierung bedingten Genauigkeit richtig bestimmt, da er aus der aus der Übergangsmatrix durch

$$(5.3.11) \quad R(1) = \frac{\sum_j \sum_k X(I_j) * X(J_k) * H(I_j) * p(I_j, J_k) - [\sum_j X(I_j) * H(I_j)]^2}{\sum_j H(I_j) * X(I_j)^2 - [\sum_j X(I_j) * H(I_j)]^2}$$

berechnet werden kann (vgl. Abschnitt 4.1.1). Die einzelnen Summen enthalten nur Terme, für die oben gezeigt wurde, daß sie sowohl über ein Abzählen eines instationären Gesamtprozesses als auch durch Mittelung über stationäre Teilprozesse identisch bestimmt werden.

Werte der Autokorrelationsfunktion für größere Zeitversätze können allerdings nicht mehr exakt wiedergegeben werden. Hier treten bei der Bestimmung von $R(n)$ Terme der in (Gl. 5.3.9) und (5.3.10) behandelten Form auf.

Es kann nun untersucht werden, wie sich die Instationarität eines Prozesses X auf die Matrixdarstellung eines Prozesses auswirkt, der über eine Beziehung der Form:

$$(5.3.12) \quad Y(t_n) = F[Y(t_n - \Delta t) + X(t_n)]$$

aus X entwickelt wird. X ist dabei durch die Median-Matrix des instationären Prozesses beschrieben. Insbesondere ist zu untersuchen, ob der durch eine Übergangsmatrix kombinierter $[Y, X]$ -Klassen bestimmte Eigenvektor für diesen Fall die Häufigkeitsverteilung des Prozesses exakt wiedergibt.

Die für den Prozeß $[Y, X]$ aus der Median-Matrix $P(I, J)$ des Prozesses X entwickelte Median-Matrix ist durch:

$$(5.3.13) \quad p([K, I], [L, J]) = \begin{cases} p(I, J) & , \text{ wenn } K, L, J \\ & \text{(Gl. 5.3.12) genügen} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

gekennzeichnet. Es muß geprüft werden, ob die mit der Beziehung (5.3.13) ermittelten Übergangselemente das Verhalten des Prozesses $[X, Y]$ exakt wiedergeben. Dazu ist zu untersuchen, ob für eine Realisation des instationären Prozesses $[Y, X]$ die gleichen Übergangselemente durch ein Abzählverfahren (entsprechend (Gl. 5.3.1)) ermittelt werden.

Wie oben gezeigt, ist die durch Abzählen des Gesamtprozesses bestimmte Übergangsmatrix identisch mit der über stationäre Teilprozesse gemittelten Übergangsmatrix.

Für den Prozeß $[Y, X]$ werden die Übergangselemente über

$$(5.3.15) \text{ perw}([K, I], [L, J]) = \frac{\sum p_{k_1}(I, J) * H_{k_1}([K, I]) * Z_{g_{k_1}}}{H([K, I]) * Z_g}$$

aus den Teilprozessen bestimmt. Für die $H_{k_1}([K, I])$ gilt allgemein, daß

$$(5.3.16) \quad H_{k_1}([K_n, I_j]) \neq H_{k_1}([K_m, I_j]) \quad \text{mit: } n \neq m$$

Die $H_{k_1}([K_n, I_j])$ sind durch die Gesamtheit aller, für die Teilprozesse jeweils unterschiedlichen Übergangselemente $p_{k_1}(I, J)$ des Prozesses X bestimmt. Zwischen dem Auftreten eines Zustandes I_j des Prozesses X und eines Zustandes $[K_n, I_j]$ des Prozesses $[Y, X]$ ist keine feste Korrelation gegeben. Somit können die entsprechend (Gl. 5.3.15) bestimmten Übergangselemente des Gesamtprozesses für die Ausgangsklassen $[K_n, I]$ bei unterschiedlichen K_n differieren. Eine über (Gl. 5.3.13) entwickelte Matrix des Prozesses $[X, Y]$ weist so den Prozeß nicht exakt beschreibende Übergangselemente auf.

Damit kann aus der für einen instationären Prozeß X bestimmten Übergangsmatrix die Häufigkeitsverteilung eines über Gl.5.3.12 entwickelten Prozesses $[Y, X]$ im allgemeinen nicht exakt bestimmt werden.

Die Größe der auftretenden Fehler ist dabei, wie im folgenden genauer dargestellt, von der Ausprägung des "Gedächtnisses" des Systems abhängig. Grund für diesen Untersuchungsansatz ist die Tatsache, daß, bei einer eindeutigen Zuordnung eines Zustandes von Y zu einem Zustand von X die Median-Matrix die exakten Übergangselemente des Prozesses $[Y, X]$ angibt. Abweichungen treten dann auf, wenn durch den Prozeß Y zusätzlich zur Markov-Eigenschaft von X ein weiteres "Gedächtnis" in den Prozeß $[X, Y]$ eingebracht wird. Als Systemgedächtnis soll im weiteren nur diese Eigenschaft des Prozesses Y verstanden werden.

Zur Erläuterung des "Systemgedächtnisses" wird ein Speicherprozeß S betrachtet. Der Zustand S eines Speichers unter dem Einfluß eines Bilanzprozesses B zur Zeit t_n ist entsprechend Gl.5.1.2

durch

$$(5.3.17) \quad S(t_n) = F(B(t_n), S(t_n - \Delta t))$$

bestimmt. Durch rekursives Ersetzen von $S(t_n - \Delta t)$ kann (Gl. 5.3.17) auch, ausgehend von einem Startwert $S(t_n - m\Delta t)$,

$$(5.3.18) \quad S(t_n) = F(B(t_n), F(B(t_n - 1\Delta t), F(B(t_n - 2\Delta t), \dots \\ F(B(t_n - (m-1)\Delta t), S(t_n - m\Delta t)) \dots))$$

geschrieben werden.

Der Fall, daß $S(t_n)$ für eine bestimmte Sequenz nicht mehr von der Wahl $S(t_n - m\Delta t)$ abhängt, wird hier als "Gedächtnisverlust" bezeichnet.

Ein Gedächtnisverlust kann eintreten, wenn bei einem endlichen Speicher der Kapazität KAP und einer Entwicklungsgleichung entsprechend Gl. 5.1.2 für eine Sequenz $[B(t_1), \dots, B(t_2)]$ gilt, daß für:

$$t_1 + m\Delta t = t_2$$

$$(5.3.19) \quad \begin{aligned} B_{1n} &= \sum_{i=1}^{m-1} B(t_1 + i\Delta t) < \text{KAP} \\ \text{und} \\ B_{1n} &= \sum_{i=1}^m B(t_1 + i\Delta t) > \text{KAP} . \end{aligned}$$

mit B_{1n} : integraler Bilanzprozeß

$S(t_2)$ kann eindeutig der Wert Kap zugeordnet werden, da unabhängig von $S(t_1)$ der Speicherinhalt die obere Schranke des Speichers sicher berührt hat und - wegen der "sticky" Eigenschaft der Schranke (siehe Abschnitt 5.1) - dort verweilt. $S(t_n)$ ist dann für alle $t_n > t_2$ nicht mehr von den Speicherinhalten $S(t_n)$ für $t_n < t_2$ bestimmt.

Ein einfaches Beispiel hierfür ist gegeben, wenn

$$(5.3.20) \quad \begin{aligned} B(t_1 - 1\Delta t) &< \text{KAP} \\ \text{und} \end{aligned}$$

$$B(t_1) + B(t_1 - 1 \cdot \Delta t) > KAP .$$

Dann gilt für alle Werte von $S(t_1 - 2 \cdot \Delta t)$:

(5.3.21)

$$\begin{aligned} S(t_1) &= [[[(S(t_1 - 2 \cdot \Delta t) + B(t_1 - \Delta t)) , KAP]^- , 0]^+ + B(t_1) \cdot \Delta t , KAP]^- , 0]^- \\ &= KAP . \end{aligned}$$

Durch das Auftreten der Sequenz $[B(t_1 - 1 \cdot \Delta t), B(t_1)]$ entsprechend (5.3.21) ist $S(t_1)$ eindeutig festgelegt.

Wenn alle in der Reihe B auftretenden Sequenzen der Länge 2 eine Bedingung entsprechend 5.3.21 erfüllen, ist die Häufigkeitsverteilung des Speicherinhalts S durch die relativen Häufigkeiten des Auftretens der Sequenzen $[B(t_n - \Delta t), B(t_n)]$ eindeutig bestimmt. Diese Häufigkeitsverteilungen $h(I, J)$ sind durch die Übergangsmatrix $p(I, J)$ des Prozesses B und deren Eigenvektor gegeben:

$$(5.3.22) \quad h(I, J) = H(I) * p(I, J) .$$

Die Häufigkeitsverteilung $h(I, J)$ wird von der Übergangsmatrix auch dann richtig wiedergegeben, wenn sie die Median-Matrix eines instationären Prozesses ist. Der Eigenvektor von $[S, B]$ gibt unter diesen Bedingungen auch exakt die Häufigkeitsverteilung für den instationären Prozeß $[S, B]$ wieder.

Im allgemeinen wird nur ein Teil der möglichen Folgen $[B(t_n - (m-1) \cdot \Delta t), B(t_n - (m-2) \cdot \Delta t), \dots, B(t_n)]$ der Länge m eine Bedingung der Form 5.3.19 erfüllen. Dies ist um so häufiger gegeben, je kleiner die B gegenüber der Speicherkapazität KAP sind. Systeme mit ausgeglichenen Erzeugungs- und Verbrauchsreihen, die nur kleine absolute Bilanzen B zur Folge haben, sind dadurch empfindlicher gegenüber der genauen Wiedergabe der sequentiellen Abfolge der Bilanzen.

Für einen Speicherprozeß mit einer instationären Eingangsreihe sind die quantitativen Fehler, die bei der Anwendung eines Median-Matrix-Verfahrens für den Gesamtprozeß auftreten, damit ab-

hängig von

- der relativen Häufigkeit des Auftretens von Sequenzen $[B(t_{n-1}), B(t_n)]$ des Bilanzprozesses B , die Speicherzustände eindeutig bestimmen. Das daraus folgende Auftreten dieser Speicherzustände wird exakt wiedergegeben.
- den relativen Häufigkeiten des Auftretens von Sequenzen $[B(t_n - (m-1) \cdot \Delta t), B(t_n - (m-2) \cdot \Delta t), \dots, B(t_n)]$, die Speicherzustände eindeutig bestimmen und
- der Wiedergabegenauigkeit dieser relativen Häufigkeiten durch die Median-Matrix-Darstellung des Prozesses.

5.4 Die Bestimmung des jährlichen Deckungsgrades von RES über ein Median-Matrix-Verfahren

Im folgenden wird die Größe der systematischen Fehler untersucht, die bei der Bestimmung integraler Betriebsdaten von RES über eine auf Median-Matrizen beruhenden Markov-Methode auftreten. Es sollen dabei sowohl reine PV- und WEK-RES als auch kombinierte Systeme, die beide Konvertertypen aufweisen, untersucht werden. Kombinierte Systeme werden dabei, wie in Kap. 3 eingeführt, durch das Wind/Solar-Verhältnis W/S charakterisiert. Zu ihrer Untersuchung wird in diesem Abschnitt auch ein Ansatz zur statistischen Erfassung des Korrelationsverhaltens von Windgeschwindigkeit und Einstrahlung gegeben.

Für die nun dargestellten Rechnungen wurden die meteorologischen Daten durch eine Übergangsmatrix charakterisiert, die durch Auszählen jährlicher Datenreihen ermittelt wurde. Es wurden meteorologischen Daten des Standorts Oldenburg als Eingangsdaten verwendet.

Für diesen Standort lagen die bereits in Kapitel 3 verwendeten Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit und der Einstrahlung auf eine 70° Süd geneigt Fläche vor. Damit kann die Median-Matrix-Methode hier mit Zeitschrittsimulationen der Zeitauflösung 1h verglichen werden, die auf empirischen Eingangsdaten basieren. Für diese Daten wurden zur Erstellung der Median-Matrix die Tagesmittelwerte gebildet und die entsprechende Übergangselemente ermittelt.

Die Klasseneinteilung der Matrix der meteorologischen Daten zeigt Tabelle 5.4.1. Es wurde eine Einteilung der Tagesmittelwerte von Windgeschwindigkeit und Einstrahlung in je fünf Klassen verwendet.

Einen Eindruck der Fehler, die mit der Beschreibung der meteorologischen Parameter eines Jahres durch eine Median-Matrix verbunden sind, vermitteln die in Abb 5.4.1 dargestellten Autokorrelationsfunktionen. Die Autokorrelationsfunktion der Originalreihe der Strahlungsdaten weicht deutlich von einem rein exponentiellen Verlauf ab. Das Median-Markov-Modell gibt nur den Wert der Auto-

Tabelle 5.6.1

Die im Median-Matrix-Verfahren verwendeten Klassen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit und der Einstrahlung:

Klassen der mittleren täglichen Einstrahlung (Werte in W/m^2)

	G_{tag}	<	50.
50.	<	G_{tag}	< 100.
100.	<	G_{tag}	< 150.
150.	<	G_{tag}	< 200.
200.	<	G_{tag}	

Klassen der mittleren täglichen Windgeschwindigkeit
(Werte in m/s)

	V_{tag}	<	2
2	<	V_{tag}	< 4
4	<	V_{tag}	< 5
5	<	V_{tag}	< 7
7	<	V_{tag}	

korrelationsfunktion zum Zeitversatz 1 Tag $R(1)$ richtig wieder.

Das Korrelationsverhalten von Windgeschwindigkeit und Solarstrahlung wird dabei durch die Bildung einer Übergangsmatrix für kombinierte Meteorologiezustände berücksichtigt. Die Matrix beschreibt die Übergänge zwischen den 25 Zuständen, die sich durch die Kombination der Wind- und Einstrahlungsklassen ergeben.¹⁾

Für die Systemuntersuchungen sind die in Kap. 4 beschriebenen Modelle der regenerativen Konverter und des Speichers verwendet worden. Um im Markov-Verfahren Fehler durch die ungenaue Bestimmung der den Meteorologieklassen entsprechenden mittleren Konverterleistungen auszuschließen, wurden diese Leistungen für eine vorgegebene Konverterauslegung bei der Ermittlung der Übergangsmatrix berechnet. Diese Werte wurden für die variablen Konverterauslegungen skaliert.

Für die Markov-Rechnungen ist, wie zuvor der Speicher in Klassen eingeteilt, deren Breite $1/10$ des täglichen Energieverbrauchs der Last entspricht. Die Gesamtzahl der Speicherklassen ist von der Speichergröße abhängig. Für jede Speichergröße werden 10 Defizitklassen der gleichen Breite verwendet.

Abb. 5.4.2 stellt den, über das Matrix-Verfahren und Zeitschritt-simulation bestimmten normierten jährlichen mittleren Hilfsleistungsbedarf für RES mit unterschiedlichen Wind/Solar Kombinationen W/S dar. Die Zeitschritt-simulation verwendet den Zeittakt 1 Stunde. Die RES sind durch die Speichergröße $BAT = 1d$ und regenerative Erzeugung $PRG = 1$ gekennzeichnet.

Es ist erkennbar, das die Matrix-Rechnungen den qualitativen Verlauf der Beziehung $\langle P_{aux}/P_{last} \rangle (W/S)$ richtig wiedergeben. Das Minimum des Hilfsleistungsbedarfs wird bei einem Wert $W/S = 40/60$ ermittelt. Quantitativ ist der über das Matrix-Verfahren bestimmte Hilfsleistungsbedarf generell zu gering bestimmt ($\max. \delta \langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle = 0.05$).

1)

Eine Matrix dieser Größe (25*25) stellt für den untersuchten Fall (Datenbasis Stundenmittelwerte eines Jahres) allerdings keine Datenreduktion mehr dar, die über die Ersetzung der Stundenmittelwertreihen durch Tagesmittelwertreihen hinausgeht. Die Anwendung dieses Verfahrens ist für praktische Zwecke erst auf der Basis wesentlich größerer Originaldatensätze gerechtfertigt.

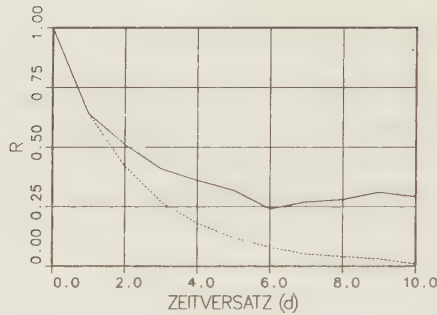


Abb. 5.4.1

Autokorrelationsfunktionen von Zeitreihen täglicher Einstrahlungswerte. Die durchgezogene Kurve wurde aus den Tagesmittelwerten der 1982 in Oldenburg gemessenen Einstrahlung (geneigte Fläche, 70° Süd) bestimmt. Die punktierte Kurve gibt den Verlauf der Funktion an, die aus der für die gemessene Zeitreihe bestimmten Median-Matrix resultiert.

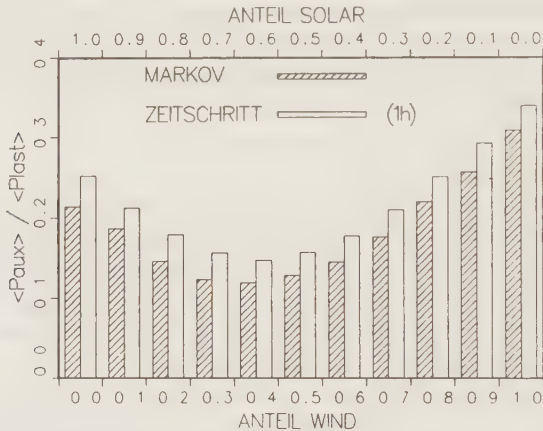


Abb. 5.4.2

Vergleich der über Zeitschrittsimulationen und Markov-Rechnungen bestimmten Werte des mittleren jährlichen Hilfsleistungsbedarfs. Untersucht sind durch $PRG = 1.0$ und $BAT = 1d$ charakterisierte RES mit variiertem Wind/Solar-Kombination W/S (hier durch die anteilige regenerative Erzeugung charakterisiert). Eingangsdaten der Zeitschrittsimulation sind Stundenmittelwerte der Einstrahlung auf eine 70° nach Süden geneigte Fläche und der Windgeschwindigkeit für Oldenburg 1982. Die Markov-Rechnungen beruhen auf einer aus den entsprechenden Tagesmittelwerten bestimmten Median-Matrix.

Die Abb. 5.4.3, 5.4.4 geben für Systeme mit $W/S = 0/100$ und $W/S = 40/60$ die über das Markov-Verfahren bestimmten relativen Häufigkeiten der Besetzung von Speicherzuständen wieder. Das "bessere" Verhalten der Wind/Solar-Hybrid-Systeme spiegelt sich hier in der geringeren Besetzungswahrscheinlichkeit von Defizitzuständen wieder. In Abb. 5.4.5 ist der Vergleich der Speicherbesetzungsverteilung für das WEK-RES mit einer aus einem Zeitschrittverfahren bestimmten Verteilung gegeben. Die Verteilung nach der Zeitschrittsimulation ist wesentlich gleichmäßiger als die der Markov-Rechnung. Dies zeigt den Einfluß der groben Auflösung des Matrix-Verfahrens.

Die Abweichungen der Ergebnisse beider Rechenverfahren können entsprechend den vorigen Darstellungen auf eine der drei Fehlerursachen

- Zeitauflösung,
 - endliche Klassenbreite,
 - Verwendung einer Median-Matrix für trendbehaftete Eingangsdaten
- zurückgeführt werden.

Um die Fehler, die durch den saisonalen Trend der meteorologischen Daten bedingt sind untersuchen zu können, sollen deshalb die ersten beiden Effekte als Ursachen der Abweichung der beiden Rechenverfahren ausgeschlossen werden. Abb. 5.4.6 entspricht der Abb. 5.4.1, wobei die Zeitauflösung der Zeitschrittsimulationsrechnungen auf 1d verringert ist. Die Differenzen zwischen den mit beiden Verfahren ermittelten Werten von F sind geringer geworden ($\max. \delta \langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle = 0.02$).

In Abb. 5.4.7 - 5.4.9 ist zusätzlich die Energieauflösung der Zeitschrittsimulation verringert. Sie entspricht hier der durch die Diskretisierung des Matrix-Verfahrens vorgegebenen Auflösung. Dazu wurden im Simulationsverfahren die Speicher- und Konvertercharakteristiken durch entsprechende Treppenfunktionen ersetzt. In den Abbildungen ist für Systeme mit $W/S = 0/100$, $W/S = 40/60$ und $W/S = 100/0$ die Abhängigkeit des Hilfsenergiebedarfs von der Speichergröße ($BAT = 1d-5d$) dargestellt. Für Systeme mit Tages speichern ist die Abweichung zwischen den Ergebnissen der Zeitschrittsimulation und der Markov-Rechnungen sehr gering ($\max.$

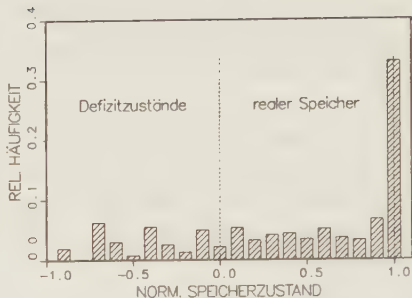
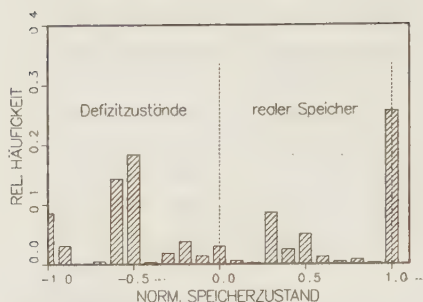


Abb. 5.4.3 , 5.4.4

Die relativen Häufigkeiten der Besetzung von Speicherzuständen von RES, die durch $PRG = 1.0$ und $W/S = 100/0$ (Abb.5.4.3) bzw. $W/S = 40/60$ (Abb.5.4.4) charakterisiert sind. Dargestellt sind die aus dem Markov-Verfahren bestimmten Häufigkeiten der Besetzung von Speicherzuständen. Es sind sowohl Speicherzustände dargestellt, die einem realen Speicherinhalt entsprechen, als auch Zustände, die einem Bedarf an Hilfsenergie entsprechen.

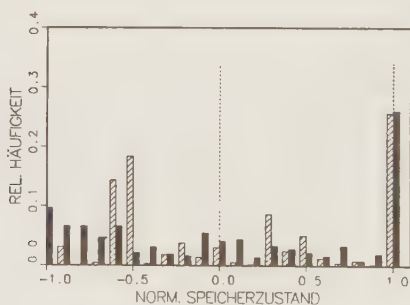


Abb. 5.4.5

Der Vergleich der über Markov-Verfahren (schraffierte Balken) und Zeitschrittssimulation (schwarze Balken) bestimmten Besetzung von Speicherzuständen.

Das untersuchte RES ist durch $W/S = 100/0$ und $PRG = 1.0$ charakterisiert. Zeitauflösung der Zeitschrittssimulation: 1d.

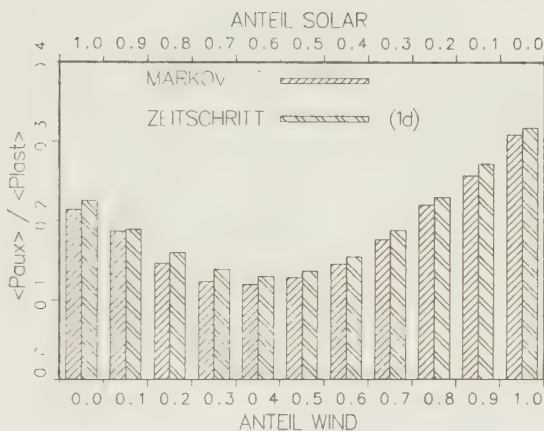


Abb. 5.4.6

Vergleich der über Markov-Verfahren und Zeitschrittsimulation bei einer Zeitauflösung von 1d bestimmten Werte des mittleren Hilfsleistungsbedarfs. Es wurden die auch für Abb. 5.4.2 untersuchten Systeme behandelt.

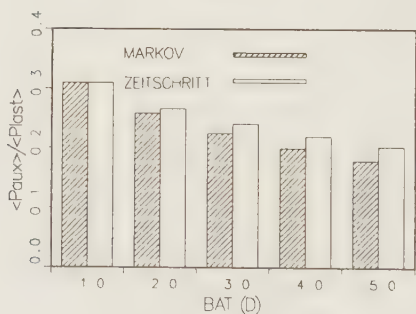
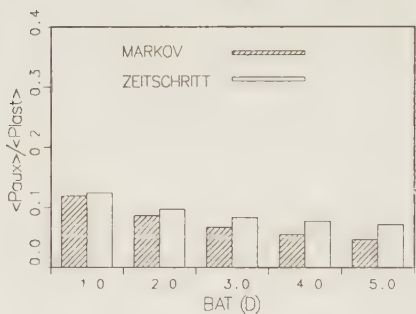
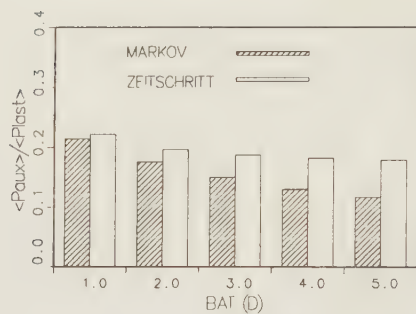


Abb. 5.4.7, 5.4.8, 5.4.9

Vergleich der über Zeitschrittsimulation (Zeitauflösung 1d) und Markov-Rechnung bestimmten Werte des mittleren jährlichen Hilfsleistungsbedarfs für Systeme unterschiedlicher Speichergröße. Die Systeme sind durch PRG = 1 und W/S = 100/0 (Abb. 5.4.7), W/S = 40/60 (Abb. 5.4.8) und W/S = 0/100 (Abb. 5.4.9) charakterisiert. Die Energieauflösung der Zeitschrittsimulation entspricht den durch die Klasseneinteilung des Markov-Verfahrens bestimmten Werten.

$\delta \langle P_{aux} \rangle / \langle P_{last} \rangle = 0.01$). Dies ändert sich, wenn Systeme mit größeren Speichern betrachtet werden. Besonders für reine PV-Systeme wächst der Fehler des Markov-Verfahrens rasch an. Der Hilfsleistungsbedarf, der über die Zeitschrittsimulation berechnet ist, nimmt mit wachsender Speichergröße nur sehr gering ab. Dagegen wird mit dem Markov-Verfahren eine wesentlich stärkere Verbesserung des Betriebsverhaltens bei Speichervergrößerung ermittelt.

Zum Verständnis dieser Ergebnisse muß, wie in Abschnitt 5.3 beschrieben, der Bilanzprozeß $B(t_n) = (P_{reg}(M(t_n)) - P_{last}) \cdot \Delta t$ genauer untersucht werden.

Die Rechengenauigkeit des verwendeten Matrix-Verfahrens bei in-stationären Eingangsdaten ist sensitiv gegenüber dem Verhältnis von Speichergröße zum integralen Bilanzprozeß:

$$(5.4.1) \quad B_{int}(t_1, m) = \sum_{i=m-1}^0 B(t_1 - i \cdot \Delta t)$$

Wenn der Betrag von $B_{int}(t_1, m)$ den Wert der Speicherkapazität KAP erstmals überschreitet, tritt ein Gedächtnisverlust des Systems auf. Der Speicherzustand ist dann durch die Sequenz $[B(t_1 - (m-1) \cdot \Delta t), \dots, B(t_1)]$ der Länge m eindeutig festgelegt.

Zur Analyse des durch den Prozeß $B(t_n)$ bedingten Gedächtnisses eines Systems mit der Speicherkapazität KAP muß bestimmt werden - welche Häufigkeitsverteilung die Längen m der Sequenzen aufweisen, die die Bedingungen:

$$\sum_{i=m-1}^0 B(t_n - i \cdot \Delta t) > KAP$$

und

$$mit \quad t_1 < t_n < t_1 + N \cdot \Delta t$$

$$\sum_{i=m-1}^1 B(t_n - i \cdot \Delta t) < KAP$$

erfüllen

- mit welcher Genauigkeit die Wahrscheinlichkeit des Auftretens dieser Sequenzen über das behandelte statistische Verfahren beschrieben wird.

In Abb. 5.4.10 ist für ein RES am Standort Oldenburg, das durch $W/S = 0/100$, $PRG = 1$ und $BAT = 1d$ bestimmt ist, die entsprechende Verteilung der Sequenzlängen dargestellt. Da die extremen Meteorologieklassen zu täglichen Energiebilanzen führen, die in der Größenordnung des maximalen Speicherinhalts liegen, ist der Anteil der kurzen Sequenzen, die S eindeutig bestimmen hoch. Damit ist der Zustand eines Speichers der untersuchten Größe mit hoher Wahrscheinlichkeit nach wenigen Schritten unabhängig vom Startwert festgelegt. Entsprechend kann auch über die Median-Matrix ein PV-RES mit dieser Speichergröße angemessen behandelt werden, obwohl durch die Matrix nur Wahrscheinlichkeiten des Auftretens von Sequenzen der Länge 2 richtig beschrieben werden können.

Eine allgemeine Abschätzung der Anwendbarkeit des Median-Matrix-Verfahrens für Systeme unterschiedlicher Speichergröße kann aus dem mittleren kumulierten Bilanzprozeß $B_{int, mit}$ gewonnen werden. Dieser Prozeß ist über

$$(5.4.2) \quad B_{int, mit}(n) = 1/N \sum_i \left| \sum_m B(t_i + m \cdot \Delta t) \right|$$

für eine Zeitreihe $B(t_i)$ gegeben. Er beschreibt den nach n Schritten erreichten mittleren absoluten Abstand der $B_{int}(t_i + n \cdot \Delta t)$ von den Ausgangswerten $B_{int}(t_i)$. Der Vergleich dieser Werte mit der Speichergröße KAP gibt ein Maß für das "mittlere Gedächtnis" des Systems.

In Abb. 5.4.11 ist der sich aus der Originaldatenreihe ergebende Verlauf von $B_{int, mit}(n)$ für ein PV-RES dargestellt. Dieser Prozeß ist nach 2 Schritten über einen Wert angewachsen, der dem maximalen Inhalt eines durch $BAT = 1d$ gegebenen Speichers entspricht. Damit ist die Anwendbarkeit des Median-Matrix-Verfahrens zur Bestimmung des Betriebsverhaltens gegeben. Für größere Speicher erreicht der mittlere kumulierte Bilanzprozeß erst für größere n die entsprechenden Werte.

Zum Vergleich ist in der Abbildung der mittlere kumulierte Bilanzprozeß dargestellt, der sich aus einer Median-Matrix nach Verknüpfung mit der Konvertercharakteristik ergibt. Die Abweichungen beider Kurven wachsen nach wenigen Schritten stark an.

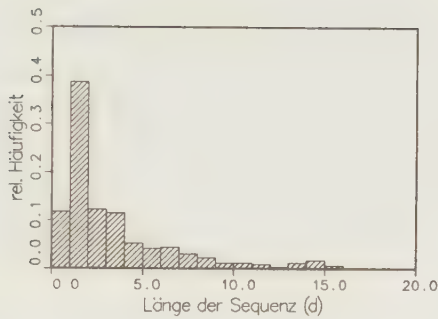


Abb. 5.4.10

Häufigkeitsverteilung der Längen m von Sequenzen $[B(t_i - (m-1) \cdot \Delta t, \dots, B(t_i))]$ des Bilanzprozesses eines PV-RES (Standort Oldenburg, PRG = 1.0), für die der Betrag des integralen Bilanzprozesses (vgl. Gl. 5.4.1) den Wert 1 Lasttag erstmals überschreitet.

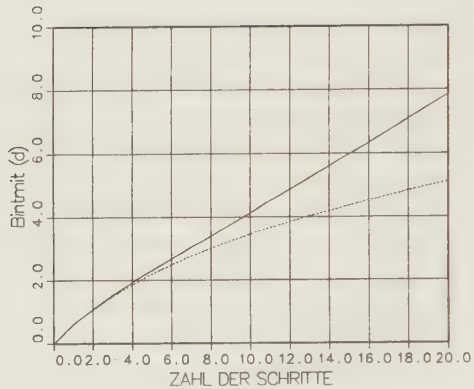


Abb. 5.4.11

Mittlere kumulierte Bilanzprozesse $B_{int, mit}$ eines PV-RES (PRG = 1.0). Die dargestellten Werte des Bilanzprozesses wurden auf Lasttage normiert. Die durchgezogene Kurve gibt den für die Ausgangsdatenreihe bestimmten Prozeß. Die punktierte Kurve wurde über die entsprechende Median-Matrix ermittelt.

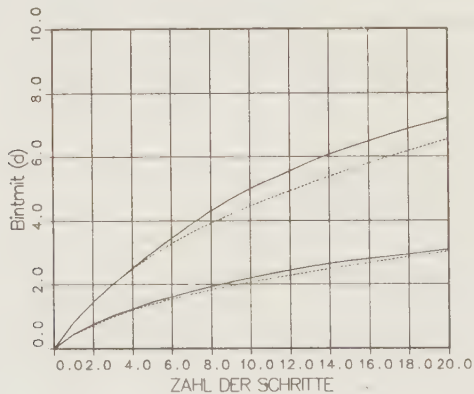


Abb. 5.4.12

Mittlere kumulierte Bilanzprozesse von RES, die durch PRG = 1.0 und W/S = 100/0 (oberes Kurvenpaar) bzw. W/S = 50/50 (unteres Kurvenpaar) charakterisiert sind. Gleiche Zuordnung der Kurven wie in Abb. 5.4.11.

Sequenzen dieser Länge werden von einer Median-Matrix also auch in ihrem mittleren Verhalten nicht mehr exakt beschrieben. Bei der Anwendung eines Median-Matrix-Verfahrens zur Beschreibung des Betriebsverhaltens von Systemen, die größere Speicher aufweisen, treten dementsprechend Fehler auf.

In Abb. 5.4.12 werden die mittleren kumulierten Bilanzprozesse von RES mit Werten von $W/S = 100/0$ und $W/S = 50/50$ gezeigt. Kombinierte RES zeigen einen langsameren Zuwachs des mittleren kumulierten Bilanzprozesses. Allerdings stimmt hier der über eine Median-Matrix bestimmte mittlere Prozeß sehr gut mit dem, sich aus der empirischen Zeitreihe ergebenden Prozeß überein. Trotz des langsameren Anstiegs von $B_{int,mit}$ wird deshalb für diese RES das energetische Verhalten, auch bei größeren Werten von BAT, mit im Vergleich zu PV-RES geringeren Fehlern wiedergegeben.

Über den Vergleich der mittleren kumulierten Bilanzprozesse, die durch Meßdaten und daraus ermittelte Median-Matrizen bestimmt sind, kann analysiert werden, ob die durch die Verwendung einer Median-Matrix verursachten Fehler bei der Bestimmung jährlicher integraler Betriebsdaten vernachlässigt werden können. Die Bedingung für die Verwendbarkeit der Median-Matrizen ist die hinreichend genaue Wiedergabe des Prozesses $B_{int,mit}$ über die zur Determinierung des Speicherzustandes erforderliche Sequenzlänge. Die Überprüfung der Wiedergabegenauigkeit erübrigt sich in den Fällen, in denen der mittlere kumulierte Bilanzprozeß bereits nach 2 Schritten den der Speichergröße entsprechenden Wert überschreitet.

6. Auslegung autonomer (F=1) Systeme über die Untersuchung des kumulierten Bilanzprozesses

Bisher wurden Methoden behandelt, mit denen für eine vorgegebene Konfiguration eines RES dessen energetisches Verhalten bestimmt werden kann. Die Auslegung von RES, die eine vorgegebene Anforderung an das energetische Verhalten erfüllen sollen, ist mit diesen Verfahren aufwendig. Es müssen Suchverfahren verwendet werden, die eine Variation der charakteristischen Parameter der RES (PRG, W/S, Speichergrößen) durchführen, bis das geforderte energetische Verhalten erreicht ist. Da im allgemeinen mehrere Konfigurationen dasselbe energetische Verhalten aufweisen können, schließt sich ein Optimierungsverfahren an (siehe z.B. <Gabler 88>, <Ter Horst 86>).

In diesem Kapitel soll ein Verfahren behandelt werden, mit dem die Konfiguration autonomer (F=1) RES einfacher bestimmt werden kann. Für die Vorgabe F=1 wird bei gegebener Last die erforderliche Speichergröße in Abhängigkeit der Konvertergrößen ermittelt. Die Suche nach einer Systemkonfiguration, die ein gegebenes Optimierungskriterium erfüllt, kann so in einem um eine Dimension verringerten Parameterraum erfolgen.

Das Verfahren beruht auf der Untersuchung des Bilanzprozesses von RES, der durch regenerative Erzeugung $P_{reg}(t)$ und Last $P_{last}(t)$ bestimmt ist:

$$(6.1) \quad dB(t) = (P_{reg}(t) - P_{last}(t))dt.$$

Zur sicheren Deckung der Last muß der Speicher eines RES in der Lage sein, zu jeder Zeit eine negative Bilanz $B(t) < 0$ auszugleichen. Die entsprechende Speicherauslegung wird über den kumulierten Bilanzprozeß

$$(6.2) \quad B_{int}(t_1, t_2) = \int_{t_1}^{t_2} (P_{reg}(t) - P_{last}(t)) dt$$

bestimmt. Da bei diesem Verfahren die Entwicklung des Zustandes eines konkreten Speichers nicht explizit behandelt wird, darf der Bilanzprozeß der hier untersuchten Systeme nicht durch den Speicherzustand beeinflusst werden.

6.1 Zur Beschreibung kumulierter Bilanzprozesse in Systemen mit Speichern

Die Verwendung von kumulierten Bilanzprozessen zur Speicherdimensionierung ist ein der Hydrologie entlehntes Verfahren. Rippl <Rippl 1883> entwickelte 1883 ein entsprechendes Verfahren zur Auslegung von Speicherbecken, die eine garantierte Entnahme sicherstellen. Die Verfahren sind unter anderem von Mutreja und Yevjevich <Mutreja 78>, Klemes <Klemes 79> und Lele <Lele 87> weiterverfolgt worden. Köthe <Köthe 82> und Carpetis <Carpetis 85> wenden entsprechende Verfahren zur Auslegung von RES an, ohne diese jedoch explizit zu diskutieren.

Eine Erläuterung des Verfahrens kann auf der im vorigen Kapitel eingeführten Darstellung eines diskreten Speicherprozesses $S(t_n)$ als beschränktem Random-Walk aufbauen.

Zunächst sollen Speicher ohne Verluste untersucht werden. Die Bilanz eines Zeitschritts

$$(6.1.1) \quad B(t_n) = (P_{reg}(t_n) - P_{last}(t_n)) * \Delta t$$

gibt die Veränderung des Speicherinhalts $S(t)$ in diesem Zeitschritt an. Abb. 6.1.1 gibt ein Beispiel für die Zeitentwicklung des kumulierten Bilanzprozesses

$$(6.1.2) \quad B_{int}(t_1, m) = \sum_{n=1}^m B(t_1 + n * \Delta t).$$

In diesem Beispiel wird der spezielle Fall

$$(6.1.3) \quad B_{int}(t_1, 0) = B_{int}(t_1, N) = 0$$

beschrieben. Daher gilt für den betrachteten Zeitraum:

$$(6.1.4) \quad \sum_{n=1}^N P_{reg}(t_1 + n * \Delta t) \Delta t = \sum_{n=1}^N P_{last}(t_1 + n * \Delta t) \Delta t.$$

Dies entspricht dem Bilanzprozeß eines durch $PRG=1$ gekennzeichneten RES. Wenn die durch $P_{last}(t)$ gegebene Last zu jeder Zeit ohne Rückgriff auf ein Hilfsenergiesystem sicher versorgt sein soll,

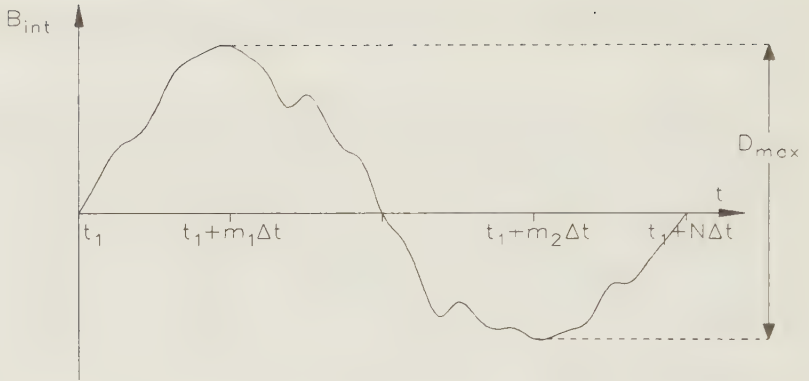


Abb. 6.1.1

Schematische Darstellung der Ermittlung des maximalen Defizits für einen kumulierten Bilanzprozeß. Der Prozeß wird über N Zeitschritte untersucht. Es gilt hier der spezielle Fall, daß $B_{int}(t_1 + N * \Delta t) = B_{int}(t_1)$. Das maximale Defizit wird zwischen den Werten $B_{int}(t_1 + m_1 * \Delta t)$ und $B_{int}(t_1 + m_2 * \Delta t)$ ermittelt.

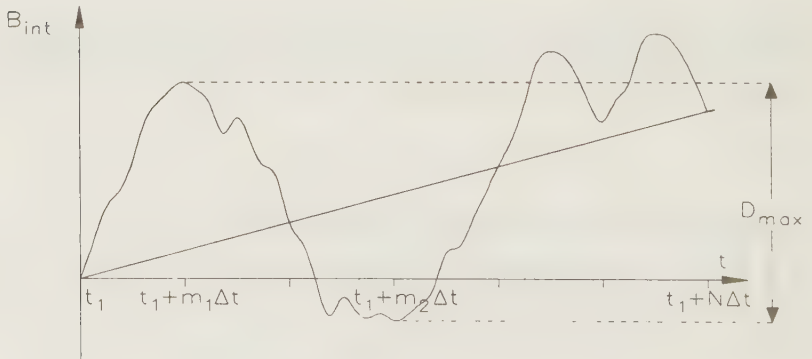


Abb. 6.1.2

Schematische Darstellung der Ermittlung des maximalen Defizits für einen kumulierten Bilanzprozeß. Gleiche Darstellung wie Abb. 6.1.1, jedoch für einen Prozeß mit $B_{int}(t_1 + N * \Delta t) > B_{int}(t_1)$

darf der Zustand

$$(6.1.5) \quad S(t_n - \Delta t) = 0 \text{ und } B(t_n) < 0$$

nie auftreten. Um diese Bedingung mit dem kleinstmöglichen Speicher zu erfüllen, muß ein Speicher gewählt werden, dessen Kapazität der Differenz

$$(6.1.6) \quad D_{\max} = B_{\text{int}}(t_1, m)_{\max} - B_{\text{int}}(t_1, m)_{\min} \quad \text{mit } 0 < m < N$$

genau entspricht. In Abb 6.1.1 ist $D_{\max}$ eingetragen.

Die Bedingung für die zur Autonomie des Systems benötigte Speichergröße kann allgemein formuliert werden:

Die Speichergröße muß dem maximalen Defizit $D_{\max}$ des kumulierten Bilanzprozesses entsprechen. Das maximale Defizit ist durch

$$(6.1.7) \quad D_{\max}(t_1, N) = \max (B_{\text{int}}(t_1, m_1) - B_{\text{int}}(t_1, m_2)) \text{ mit } m_1 < m_2 < N$$

gegeben. $D_{\max}$ gibt für einen Speicher, der eine sichere Versorgung der Last ermöglicht, die maximale Differenz seines Energieinhalts an, die zwischen einem relativen Maximum und einem nachfolgenden Minimum des Ladezustands auftritt. Zum Zeitpunkt $t_1 + m_2 \cdot \Delta t$ ist für den dargestellten Prozeß die tiefste Entladung des Speichers erreicht.

Abb.6.1.2 stellt einen Bilanzprozeß dar, für den gilt :

$$(6.1.8) \quad \sum_n^N \text{Pr}_{\text{eg}}(t_1 + n \cdot \Delta t) \Delta t > \sum_n^N \text{Pl}_{\text{ast}}(t_1 + n \cdot \Delta t) \Delta t .$$

Der kumulierte Bilanzprozeß $B_{\text{int}}(t_1, N)$ weist so einen Trend auf, der durch

$$(6.1.9) \quad B_{\text{int}}(n) = (\langle \text{Pr}_{\text{eg}} \rangle - \langle \text{Pl}_{\text{ast}} \rangle) \cdot n \cdot \Delta t$$

mit:

$B_{\text{int}}(n)$ = mittlere Zunahme von B_{int} über n Schritte

bestimmt ist. Das maximale Defizit $D_{\max}$ dieses Prozesses tritt in der Folge $t_1 + m_1 \Delta t < t_m < t_1 + m_2 \Delta t$ auf. Abb. 6.1.3 zeigt den entsprechenden Speicherprozeß für die Speichergröße $KAP = D_{\max}$. Nur bei $(t_1 + m_2 \Delta t)$ wird die untere Schranke des Speichers berührt.

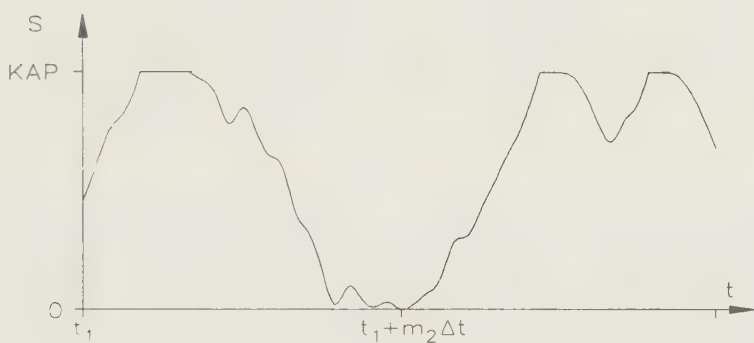


Abb. 6.1.3

Schematische Darstellung eines Speicherprozesses. Der Prozeß entspricht dem in Abb. 6.1.2 dargestellten kumulierten Bilanzprozeß innerhalb eines durch $KAP = D_{max}$ gekennzeichneten Speichers.

6.2 Exaktere Fassung der Definition des maximalen Defizits

Das durch Gl.6.1.7 gegebene Verfahren zur Ermittlung des maximalen Defizits muß erweitert werden, um eine allgemeine Anwendbarkeit sicherzustellen.

In den bisher dargestellten Beispielen wurde immer von Bilanzprozessen ausgegangen, die folgende Bedingung erfüllen:

(6.2.1) Für jeden Zeitschritt t_1 mit $B_{int}(t_1, t_1) = 0$

gibt es ein $t_j > t_1$ mit $B_{int}(t_1, t_j) \geq 0$.

Dies ist gleichbedeutend mit der Bedingung, daß im langfristigen Mittel der Verbrauch die Erzeugung nicht übersteigt. In Systemen, für die dieses nicht gilt, kann die Last nur dann sicher gedeckt werden, wenn der Speicher einen Netto-Beitrag zur Abdeckung der Last in das System einbringt oder Hilfsenergie verwendet wird. Die Gültigkeit von (6.2.1) muß bei der Suche nach autonomen Systemkonfigurationen sichergestellt sein.

Eine Schwierigkeit der Bestimmung von D_{max} ist durch die endliche Länge der untersuchten Reihe des Bilanzprozesses gegeben. Die Aussage, daß eine bestimmte Speichergröße $F=1$ sicherstellt, kann sich nur auf die zugrundegelegte Zeitreihe beziehen. Damit wird der berechnete Wert des maximalen Defizits bei einem nicht in voller Länge erfaßten Prozeß von der Wahl des Meßzeitraums abhängig.

Für den in Abb. 6.2.1 gegebenen Bilanzprozeß $B_{int}(t_1, n)$ führt die über (Gl. 6.1.7) gegebene Bestimmungsgleichung von D_{max} zu dem Wert $B_{int}(t_1, t_1 + m_1 \Delta t) - B_{int}(t_1, t_1 + m_2 \Delta t)$. Dieser Prozeß sei durch eine Messung über den Zeitraum $t_1 < t_n < (t_1 + N \Delta t)$ aus dem in Abb. 6.2.2 dargestellten periodischen Prozeß ermittelt. Eine Messung über den Zeitraum $t_1 * < t < (t_1 * + n \Delta t)$ ergäbe einen Prozeß, für den ein maximales Defizit $D_{max} * > D_{max}$ erhalten wird.

Die Behebung dieses systematischen Fehlers kann näherungsweise durch die periodische Fortsetzung des aus einer Messung abgeleiteten Teilprozesses $B_{int}(t_1, N)$ behandelt werden.

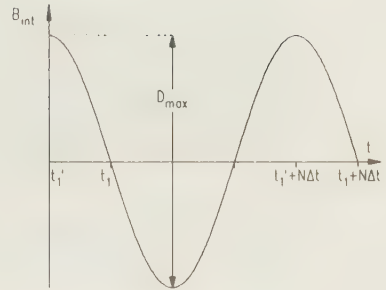
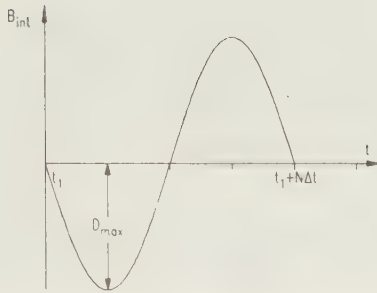


Abb. 6.2.1, 6.2.2

Der Einfluß des Meßzeitraums auf den Wert des maximalen Defizits eines kumulierten Bilanzprozesses. Der in Abb. 6.2.1 gegebene Prozeß stellt einen Ausschnitt des in Abb. 6.2.2 dargestellten Prozesses dar. Aufgrund der Wahl des Meßzeitraums $[t_1, t_1 + N\Delta t]$ wird der Wert des bei längerer Andauer des Prozesses zu erwartenden maximalen Defizits überschätzt.

Da durch die Variabilität der meteorologischen Zeitreihen in verschiedenen Jahren nicht von einem periodischen Bilanzprozeß ausgegangen werden kann, gilt hier das so bestimmte maximale Defizit allerdings nur näherungsweise. $D_{\max}$ wird generell mit zunehmender Länge der vorliegenden Zeitreihen anwachsen.

Ein Verfahren, daß die periodische Fortsetzung des untersuchten Prozesses und die Erfüllung der Bedingung 6.2.1 berücksichtigt, wird von Lele in <Lele 87> beschrieben:

Die Bestimmung des maximalen Defizits geschieht durch die Betrachtung des Speicherprozesses in einem unendlich tiefen Speicher. Die obere Schranke des Speichers ist 0, die untere $-\infty$. Zum Zeitpunkt t_1 sei der Speicher an der oberen Grenze. Die Entwicklung des Speicherinhalts ist für den untersuchten Zeitraum über:

$$(6.2.2) \quad S(t_1 + n \cdot \Delta t) = [\{S(t_1 + (n-1) \cdot \Delta t) - B(t_1 + n \cdot \Delta t)\}, 0] -$$

bestimmt. Wenn $S(t_1 + N \cdot \Delta t)$ dem Startwert (0) entspricht gibt der Minimalwert von $S(t)$ den Betrag von $D_{\max}$ an. Ein Speicher der Kapazität $D_{\max}$ wäre zum Zeitschritt $t_1 + N \cdot \Delta t$ wieder vollständig gefüllt. Ist $S(t_1 + N \cdot \Delta t)$ kleiner als der Startwert, können 2 Fälle vorliegen:

- Die Bedingung (6.2.1) kann verletzt sein (Erzeugung geringer als Verbrauch).
- Durch den Start des Prozesses mit dem Speicherwert 0 trat Überschuß auf, der durch den Start mit dem Speicherwert $S(t_1 + N \cdot \Delta t)$ zu vermeiden ist.

Zur Unterscheidung wird der Prozeß ausgehend vom Speicherendwert $S(t_1 + N \cdot \Delta t)$ erneut durchlaufen. Wenn auch nach dem zweiten Durchlauf ein Endwert des Speicherinhalts geringer als der Startwert auftritt, ist die Bedingung 6.2.1 nicht erfüllt. Sind Startwert und Endwert identisch, ist durch den neuen Wert von $\min(S(t_n))$ der Betrag von $D_{\max}$ gegeben. Die Bilanz eines Speichers mit der entsprechenden Kapazität ist für den so bestimmten Startwert ausgeglichen.

Das von Lele genannte Verfahren hat zur numerischen Bestimmung von $D_{\max}$ Vorteile gegenüber einem Rechenverfahren, das $D_{\max}$ über Gl. 6.1.7 aus dem Bilanzprozeß bestimmt und die Bedingung 6.2.1 überprüft. Zur Ermittlung von $D_{\max}$ über 6.1.7 muß eine durch je 2 Werte der Reihe bestimmte Extremalbedingung geprüft werden. Bei der Untersuchung des Prozesses für einen unendlich tiefen Speicher ist eine einfache Extremwertsuche ausreichend.

Darstellungen wie Abb. 6.1.2 können jedoch direkter einen Eindruck des Prozesses vermitteln.

In den folgenden Abschnitten wird für die untersuchten RES der jeweilige kumulierte Bilanzprozeß $B_{int}(t_n)$ dargestellt werden. Die numerischen Ergebnisse sind mit dem von Lele genannten Verfahren ermittelt.

6.3 Die Ermittlung der Speichergröße autonomer RES.

In diesem Abschnitt soll die für autonome RES erforderliche Größe eines idealen Speichers mit dem oben dargestellten Verfahren untersucht werden. Die Speichergröße wird dabei für unterschiedliche Standorte in Abhängigkeit von der normierten regenerativen Erzeugung und dem Wind/Solar-Verhältnis W/S untersucht. Die Last ist als konstant angenommen. Die Standorte sind über Zeitreihen der meteorologischen Daten über 5 Jahre charakterisiert. Die Zeitauflösung der Rechnungen beträgt 1d.

In Abb. 6.3.1 - 6.3.2 sind Bilanzprozesse von RES dargestellt. Die in Kapitel 4 und 5 verwendeten Konvertermodelle sind beibehalten. Die RES sind durch $PRG = 1.0$ und $W/S = 100/0$, $50/50$ und $100/0$ charakterisiert. Meteorologische Datenbasis sind Tagesmittelwerte von Einstrahlung und Windgeschwindigkeit für 1980-1984 des Standortes Bremen (Daten des Deutschen Wetterdienstes). In den Darstellungen werden die Werte von B_{int} auf Lasttage normiert angegeben. Diese Normierung gilt auch für die in Tab. 6.3.1 genannten Werte des maximalen Defizits der Prozesse. Das kombinierte System zeigt den geringsten Wert von D_{max} .

Die Verminderung des maximalen Defizits durch die Erhöhung der regenerativen Erzeugung PRG auf 1.5 ist in den Abb. 6.3.3 - 6.3.4 dargestellt. Tabelle 6.3.1 gibt die entsprechenden numerischen Werte. Dabei zeigt sich, das sich der kleinste Wert von D_{max} für diese Größe von PRG bei der Kombination $W/S = 100/0$ ergibt. Die Wahl einer optimalen Wind/Solar Kombination kann so nicht unabhängig von PRG angegeben werden.

Der Einfluß der Standortcharakteristika auf die Relation der D_{max} von monovalenten und kombinierten Systemen soll nun für Daten einer anderen Klimaregion untersucht werden. In der Literatur werden für Standorte auf Sardinien in <Amato 86> und in <Magagnoli 86> die Daten von Modellen zur Synthetisierung von Einstrahlungs- und Windgeschwindigkeitsreihen genannt. Das von Amato und Koautoren verwendete Verfahren zur Modellierung von Tagesmittelwerten der Einstrahlung wurde bereits in Kapitel 4 vorgestellt. Es können hier die für Alghero genannten Standortcharakteristika verwendet werden. In <Magagnoli 86> wird eine Be-

Tabelle 6.3.1

Werte des maximalen Defizits für Systeme mit unterschiedlichen Auslegungen (bzgl. PRG und W/S); für die Rechnungen wurden empirische meteorologische Daten des Standorts Bremen (1980-1984) verwendet.

Standort	PRG	W/S	D _{max} [d]
Bremen	1.0	100/0	90
Bremen	1.0	50/50	77
Bremen	1.0	0/100	143
Bremen	1.5	100/0	16
Bremen	1.5	50/50	23
Bremen	1.5	0/100	78

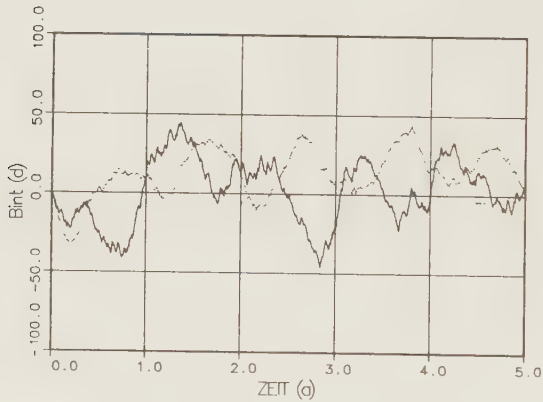
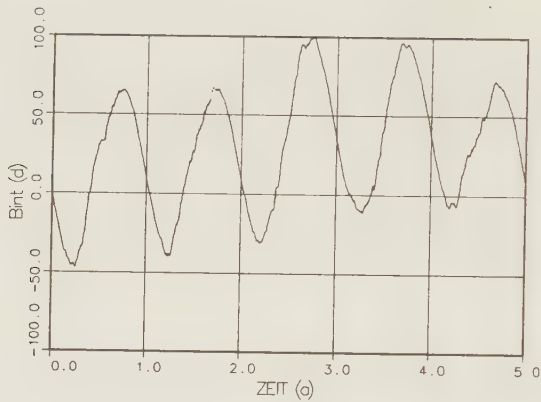


Abb. 6.3.1, 6.3.2

Kumulierte Bilanzprozesse von RES (Standort Bremen). Die untersuchten RES sind durch $PRG = 1.0$ und $W/S = 0/100$ (Abb. 6.3.1), $W/S = 100/0$ (Abb. 6.3.2, durchgezogene Kurve) und $W/S = 50/50$ (Abb. 6.3.2, punktierte Kurve) charakterisiert. Dargestellt sind Prozesse, die auf Meßreihen der meteorologischen Parameter der Jahre 1980-1984 basieren. Die numerischen Werte des maximalen Defizits sind in Tab. 6.3.1 gegeben.

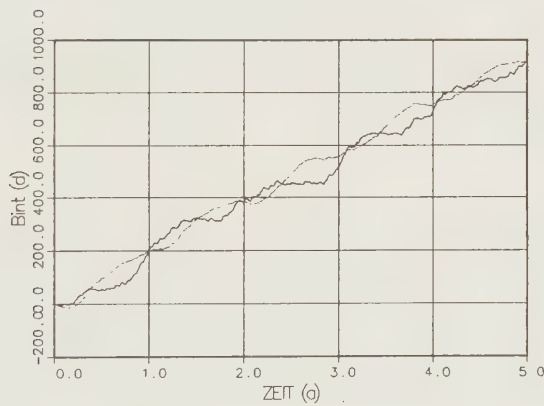
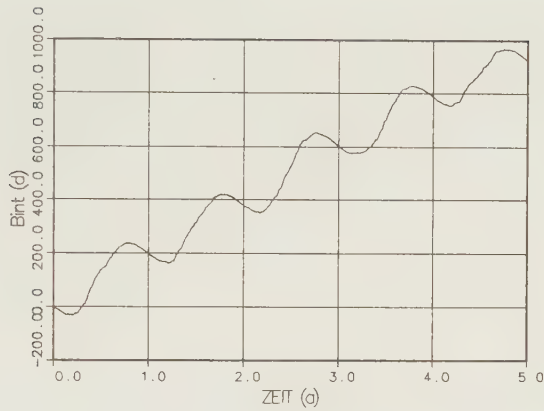


Abb. 6.3.3, 6.3.4

Kumulierte Bilanzprozesse von RES die durch $PRG = 1.5$ und $W/S = 0/100$ (Abb. 6.3.3), $W/S = 100/0$ (Abb. 6.3.3, durchgezogene Kurve) und $W/S = 50/50$ (Abb. 6.3.4, punktierte Kurve) charakterisiert sind. Gleiche Datenbasis wie Abb. 6.3.1 .

schreibung mittlerer monatlicher und tageszeitlicher Verläufe der Windgeschwindigkeit gegeben. Residualreihen der Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit werden durch ein $AR(1)$ -Modell beschrieben. Es werden dabei die Daten für zwei Standorte (Monte Arci und Santa Catarina) mit sehr unterschiedlichem jahreszeitlichen Verhalten der Monatsmittelwerte der Windgeschwindigkeit gegeben. Diese Zeitverläufe wurden bereits in Kapitel 4 dargestellt (Abb.4.2.7). Für Monte Arci zeigt die Windgeschwindigkeit ein deutliches Maximum in den Wintermonaten; für Santa Catarina ist der Verlauf insgesamt ausgeglichener und weist ein schwächer ausgeprägtes zweites Maximum im Sommer auf.

Zur Untersuchung der Bilanzprozesse monovalenter und kombinierter RES an diesen Standorten wurden entsprechend den gegebenen Modellen Zeitreihen der Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter generiert. Es wird dabei angenommen, daß die Einstrahlungscharakteristik an beiden Standorten durch das von Amato und Koautoren gegebene Modell beschrieben werden kann. Durch die Verwendung zweier unabhängiger Modelle weisen die synthetisierten Residualreihen der Einstrahlung und der Windgeschwindigkeit eine Kreuzkorrelation von 0 auf.

Abb. 6.3.5 ist ein sich über 5 Jahre erstreckender kumulierter Bilanzprozeß für ein durch $PRG = 1$ charakterisiertes PV-RES an diesen Standorten dargestellt. Abb. 6.3.6 zeigt den Vergleich der Bilanzprozesse von WEK-RES ($PRG = 1$) an beiden Standorten. Für den Küstenstandort ergibt sich aufgrund des ausgeglicheneren Verlaufs der Windgeschwindigkeit ein geringeres maximales Defizit. Tab. 6.3.2 gibt die jeweiligen Werte von D_{max} an. Die WEK-RES weisen dabei im Vergleich zu dem untersuchten PV-RES deutlich niedrigere Werte auf.

In Abb. 6.3.7 werden für die beiden Standorte die Bilanzprozesse von RES verglichen, die durch $W/S = 50/50$ charakterisiert sind. Der Wert von PRG beträgt auch hier 1. Für den Standort Monte Arci kann durch die Kombination von WEK und PV-Generator das maximale Defizit erniedrigt werden. An diesem Standort ergänzen sich Wind- und Solarenergie jahreszeitlich. Am Standort Santa Catarina zeigt das monovalente RES den niedrigeren Wert von D_{max} . Durch einen PV-Generator können die hier im Frühjahr auftretenden Minima im

Tabelle 6.3.2

Werte des maximalen Defizits für PRG = 1-Systeme mit unterschiedlicher Wind/Solar-Kombination an sardischen Standorten; bei den Rechnungen wurden synthetisierte meteorologische Daten verwendet.

Standort	PRG	W/S	D _{max} [d]
Monte Arci/ Santa Catarina	1.0	0/100	103
Monte Arci	1.0	100/0	37
Santa Catarina	1.0	100/0	26
Monte Arci	1.0	50/50	40
Santa Catarina	1.0	50/50	58
Monte Arci	1.0	70/30	23

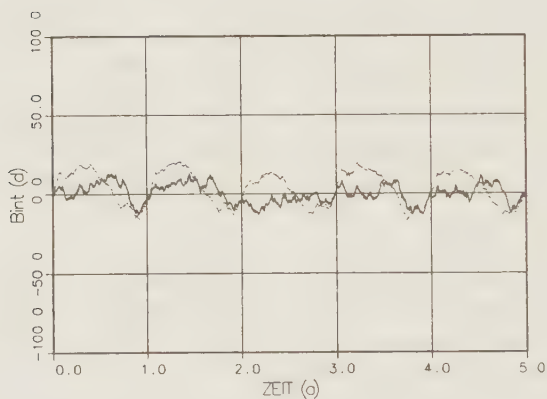
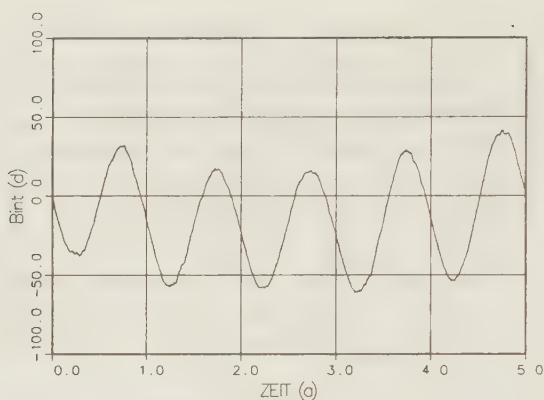


Abb. 6.3.5, 6.3.6

Kumulierte Bilanzprozesse für RES an zwei Standorten auf Sardinien. Die RES sind durch $PRG = 1.0$ und $W/S = 0/100$ (Abb. 6.3.5) bzw. $W/S = 100/0$ (Abb. 6.3.6) charakterisiert. Die verwendeten Eingangsdaten wurden mit der Literatur entnommenen Modellen synthetisiert. Der in Abb. 6.3.5 dargestellte Prozeß basiert auf dem in <Amato 86> gegebenen Modell der Einstrahlung am Standort Alghero. Die in Abb. 6.3.6 dargestellten Prozesse wurden für entsprechend Magagnoli <Magagnoli 86> synthetisierte Eingangsdaten bestimmt. Die punktierte Kurve gilt für den Standort Monte Arci (Bergstandort), die durchgezogene Kurve für den Standort Santa Catarina (Küstenstandort). Die numerischen Werte des maximalen Defizits gibt Tab. 6.3.2.

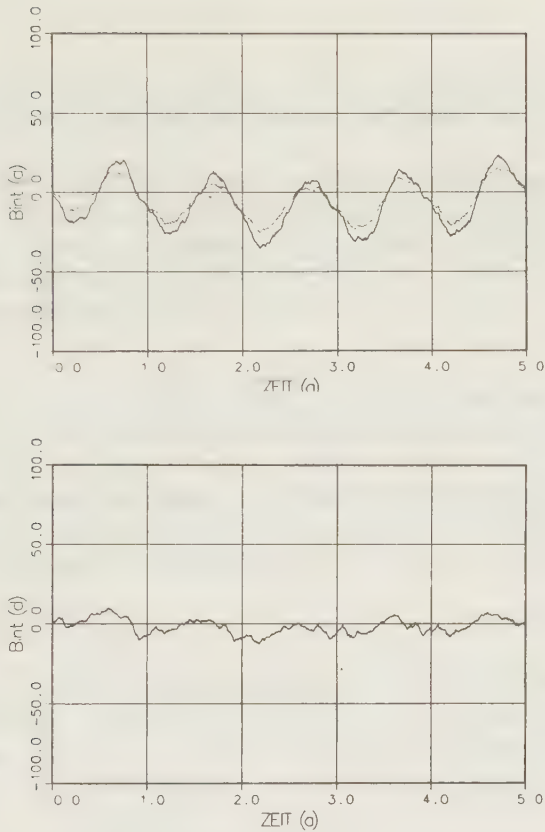


Abb. 6.3.7, 6.3.8

Kumulierte Bilanzprozesse von RES an zwei sardischen Standorten, die RES sind durch die gemeinsame Nutzung von Wind und Solar-energie gekennzeichnet. Die Systeme in Abb. 6.3.8 sind durch $PRG = 1.0$ und $W/S = 50/50$ charakterisiert. Die Kurven gelten für einen Bergstandort (punktierte Kurve) und einen Küstenstandort (durchgezogene Kurve). In Abb. 6.3.9 ist der kumulierte Bilanzprozeß eines durch $W/S = 70/30$ gekennzeichneten RES am Bergstandort dargestellt. Die Werte des maximalen Defizits werden in Tab. 6.3.2 gegeben.

Leistungseintrag eines WEK kompensiert werden.

Für beide Standorte wurde der Wert von W/S ermittelt für den - unter der Bedingung $PRG=1 - D_{max}$ ein Minimum annimmt. Für Santa Catarina erweist sich dabei das monovalente System als optimal, für Monte Arci wurde der Wert $W/S = 70/30$ als Optimum ermittelt (Abb. 6.3.8). In Tab. 6.3.2 sind die entsprechenden Werte von D_{max} angegeben.

Es soll nun untersucht werden, wie stark die hier bestimmten Werte des maximale Defizits von der Zeitauflösung der Eingangsdaten abhängen. Es kann gezeigt werden, daß für die hier untersuchten Bilanzprozesse bei dem Übergang von täglicher zu stündlicher Zeitauflösung Abweichungen von maximal einem Lasttag auftreten können. Für den über 6.1.2 definierten Wert von $B_{int}(t_1, N)$ gilt:

$$(6.3.1) \quad B_{int}(t_1 + N \cdot \Delta t) = \sum_n^N B(t_1 + n \cdot \Delta t) = N \cdot \left[\sum_n^N B(t_1 + n \cdot \Delta t) \right] / N$$

Zum Ende jedes Zeitschritts ist $B_{int}(t_1, N)$ durch den Mittelwert aller bisher aufgetretenen Werte von B bestimmt. Dieser Mittelwert ist für den Fall

$$(6.3.2) \quad (t_1 + N \cdot \Delta t) = (t_1 + N' \cdot \Delta T)$$

mit: Δt : Schrittweite bei hoher Zeitauflösung
 ΔT : Schrittweite bei kleiner Zeitauflösung

bei der hier behandelten linearen Form der Bildung von B_{int} nicht vom der Größe des Zeitschritts abhängig.

Damit kann eine Obergrenze für die, bei einer Vergrößerung des Zeitschritts auftretenden Fehler δD_{max} angegeben werden:

$$(6.3.3) \quad \delta D_{max} = \max_{n'=1}^{m'} \left| \left(\sum_{n=1}^{m'} B(t_1 + n \Delta t) \right) - B(t_1 + \Delta T) \right|$$

$$= \max_{n'=1}^{m'} \left| \left(P(t_1 + n \Delta t) - L(t_1 + n \Delta t) \right) \cdot \Delta t - B(t_1 + \Delta T) \right|$$

$$\text{mit: } m' < m_1 \quad ; \quad m_1 \cdot \Delta t = \Delta T$$

Aufgrund (Gl. 6.3.1, 6.3.2) kann dieser Fehler maximal den Wert $L \cdot \Delta T$ annehmen.

6.4 Die Berücksichtigung des Speicherwirkungsgrades bei der Bestimmung des maximalen Defizits

Bisher wurde von der Annahme ausgegangen, daß der Speicher des RES keine Verluste aufweist. Die Methode kann einfach für die Untersuchung von Systemen erweitert werden, die Speicher mit Wirkungsgraden < 1 einbeziehen. Der Wirkungsgrad der Speicher wird hierfür durch den Wert

$$(6.4.1) \quad \text{ETA} = \frac{\text{entnommene Energie}}{\text{zu dieser Entnahme eingebrachte Energie}}$$

definiert. Bei der Bestimmung des kumulierten Bilanzprozesses kann dieser Wirkungsgrad durch eine Bewertung der positiven Bilanzen $B(t)$ berücksichtigt werden:

$$(6.4.2) \quad B_{int}(t_1, N) = \sum_n^{N'} B(t_1 + n \Delta t) * (1 + (\text{ETA} - 1) * \text{heavy}(B(t_1 + n \Delta t)))$$

heavy : Heavysidefunktion . .

Das Anwachsen von $B_{int}(t)$ erfolgt nur über den Energiebetrag, der einem Speicher mit Wirkungsgrad ETA wieder entnommen werden konnte.

Abb. 6.4.1 zeigt kumulierte Bilanzprozesse eines durch $\text{PRG}=1.5$ und $\text{W/S}=0/100$ charakterisierten RES am Standort Norderney. Die Zeitauflösung beträgt 1d. Der Speicherwirkungsgrad beträgt $\text{ETA} = 1.0$, $\text{ETA} = 0.8$ und $\text{ETA} = 0.5$. Der Wert von $\text{ETA} = 0.8$ entspricht dabei einem Speicherwirkungsgrad der für Pb-Akkumulatoren angenommen werden kann (vergleiche Kap. 3). Werte von $\text{ETA} = 0.5$ treten z.B. bei H_2 -Speichersystemen auf. Das maximale Defizit wächst bei der Verringerung von ETA - trotz der deutlichen Änderung des Verlaufs von B_{int} - nur geringfügig an (Tab. 6.4.1).

Derselbe Vergleich der kumulierten Bilanzprozesse für Systeme mit $\text{W/S} = 100/0$ am Standort Osnabrück ist in Abb. 6.4.2 dargestellt. Für den Speicherwirkungsgrad $\text{ETA} = 0.5$ ist hier eine deutliche Zunahme des maximalen Defizits zu verzeichnen.

Tabelle 6.4.1

Werte des maximalen Defizits für monovalente RES in Abhängigkeit vom angenommenen Speicherwirkungsgrad ETA; für die Rechnungen wurden empirische Zeitreihen (1980 - 1984) verwendet.

Standort	PRG	W/S	ETA	D _{max} [d]
Norderney	1.5	0/100	1.0	88
Norderney	1.5	0/100	0.8	89
Norderney	1.5	0/100	0.5	92
Osnabrück	1.5	100/0	1.0	46
Osnabrück	1.5	100/0	0.8	49
Osnabrück	1.5	100/0	0.5	80

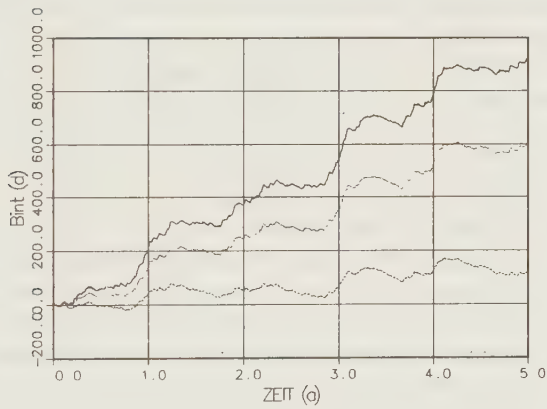
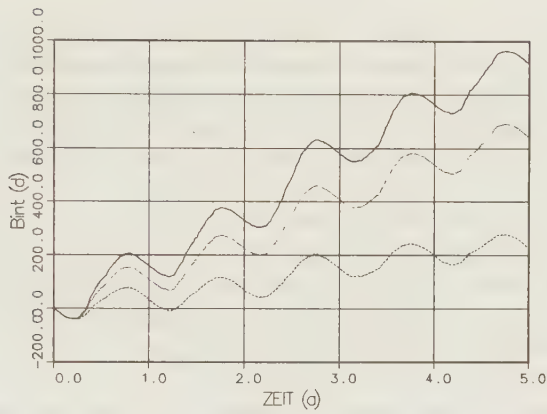


Abb. 6.4.1, 6.4.2

Der Einfluß der Berücksichtigung eines nichtidealen Speicherwirkungsgrades auf kumulierte Bilanzprozesse. Dargestellt sind kumulierte Bilanzprozesse von RES, die durch $PRG = 1.5$ gekennzeichnet sind. Die in Abb. 6.4.1 dargestellten Prozesse wurden für PV-RES am Standort Norderney ermittelt; Abb. 6.4.2 stellt Prozesse für WEK-RES am Standort Osnabrück dar. Die Zeitauflösung beträgt 1d. Für die Kurven wurden folgende Speicherwirkungsgrade ETA angenommen:

durchgezogene Kurven : $ETA = 1.0$
 punktierte Kurven : $ETA = 0.8$
 unterbrochene Kurven : $ETA = 0.5$

Da mit (Gl. 6.4.2) $B_{int}(t_1, N)$ nicht mehr linear von den $B(t_n)$ abhängt, ist zu erwarten, daß die für Systeme mit Speicherwirkungsgraden < 1 bestimmten Bilanzprozesse eine stärkere Sensitivität gegenüber der Zeitauflösung der Eingangsdaten aufweisen.

In Abb. 6.4.3 sind erneut die in Abb. 6.4.1 und 6.4.2 dargestellten kumulierten Bilanzprozesse der durch $ETA = 0.5$ gekennzeichneten Systeme gezeigt. Diese Prozesse wurden über Rechnungen mit der Zeitauflösung 1d bestimmt. Zum Vergleich sind die entsprechenden kumulierten Bilanzprozesse dargestellt, die mit stündlicher Zeitauflösung ermittelt wurden. Für die unterschiedlich zeitaufgelösten Rechnungen wurde von der gleichen Datenbasis der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit und der Einstrahlung (horizontale Fläche) ausgegangen. Stundenmittelwerte der Windgeschwindigkeit wurden über das in Abschnitt 4.4 beschriebene Verfahren der Tagesgangsbibliotheken generiert. Für den Verlauf der Stundenmittelwerte der Einstrahlung wurde von der Annahme eines über den Tag konstanten clearness index ausgegangen.

Bei der Berücksichtigung der stündlichen Fluktuationen der meteorologischen Parameter zeigt sich, daß sich für Systeme der betrachteten Auslegung ($W/S = 100/0$ bzw. $0/100$, $PRG = 1.5$, $ETA = 0.5$) keine Autonomie erreichen läßt. Die in Kapitel 2 beschriebenen Zeitschrittsimulationsrechnungen zeigten für RES am Standort Oldenburg ein gleichartiges Verhalten. Die auf Tagesmittelwerten der Einstrahlung beruhenden Rechnungen führen so zu einem qualitativ falschen Ergebnis.

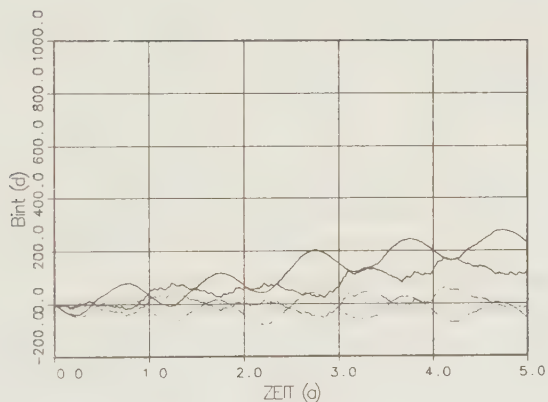


Abb. 6.4.3

Der Einfluß der Zeitauflösung auf kumulierte Bilanzprozesse bei nichtidealem Speicherwirkungsgrad. Dargestellt sind die in Abb. 6.4.1 und 6.4.2 gegebenen Prozesse von RES mit $\text{ETA} = 0.5$, die für eine Zeitauflösung 1d ermittelt wurden (durchgezogene Kurven). Die punktierten Kurven wurden für Eingangsdaten mit einer Zeitauflösung 1h bestimmt. Der Endwert dieser kumulierten Bilanzprozesse ist negativ. Mit den hier behandelten Auslegungsparametern ($\text{PRG} = 1.5$, $\text{ETA} = 0.5$) kann keine Autonomie erzielt werden.

6.5 Die Verwendung synthetischer Zeitreihen der meteorologischen Parameter bei der Auslegung autonomer Systeme

Für die bisher in diesem Kapitel dargestellten Rechnungen wurden gemessene Zeitreihen der meteorologischen Parameter als Eingangsdaten verwendet. Die Werte des maximalen Defizits beziehen sich so auf die periodische Wiederholung einer einzelnen sich über mehrere Jahre (hier 5 Jahre) erstreckenden Realisierung der meteorologischen Zeitreihe. Mit den in Kapitel 4 dargestellten Verfahren der Synthetisierung von meteorologischen Zeitreihen kann nun untersucht werden, wie repräsentativ diese Werte für weitere Realisierungen sind.

Dabei muß darauf hingewiesen werden, daß für die nun dargestellten Rechnungen davon ausgegangen wird, daß die den Prozeß charakterisierenden statistischen Parameter der gemessenen Zeitreihe für längere Zeiträume repräsentativ sind, d.h., daß eine korrekte Realisierung des Meteorologieprozesses vorliegt. Für die hier vorliegenden Zeitreihen einer Länge von maximal 5 Jahren kann die Gültigkeit dieser Voraussetzung nicht nachgeprüft werden, so daß die folgenden Darstellungen als qualitative Beschreibung eines Untersuchungsansatzes zu werten sind.

Die Synthetisierung meteorologischer Zeitreihen für mehrere Jahre wird, wie in Kap. 4 beschrieben, in mehreren Schritten durchgeführt:

- Ausgehend von der Häufigkeitsverteilung der Monatsmittelwerte der meteorologischen Parameter werden über ein $AR(1)$ -Verfahren mit Gauß'scher Transformation Reihen der Monatsmittelwerte erstellt. Der Korrelationsparameter ist dabei so gewählt, daß die Varianz der Jahresmittelwerte richtig wiedergegeben wird.
- Für jeden Monat werden die Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter entsprechend der durch den Monatsmittelwert bestimmten Häufigkeitsverteilung über ein $AR(1)$ -Verfahren mit Gauß'scher Transformation generiert. Wie in Kapitel 4 beschrieben, wird die Synthetisierung der Monatsreihen wiederholt, bis der gewünschte Monatsmittelwert innerhalb vorgegebener Schranken erreicht wird.

Mit diesem Verfahren werden Zeitreihen der meteorologischen Para-

meter mit einer Länge von 300 Jahren synthetisiert. Mit Hilfe dieser Datenbasis soll zunächst untersucht werden, welche maximalen Defizite $D_{max}(5a)$ sich für Speicherprozesse von RES ergeben, die auf Abschnitten der Reihen über 5 Jahre, d.h. der Länge der vorliegenden Meßwertreihen beruhen. Es ist dabei zu erwarten, daß im Vergleich zu dem der Meßwertreihe entsprechenden Defizit D_{max} sowohl geringere als auch höhere Werte von $D_{max}(5a)$ auftreten. Wenn das statistische Modell eine angemessene Beschreibung der Meßwertreihe ist, sollte allerdings eine Häufung der Werte von D_{max} um den Wert D_{max} auftreten.

In Abbildung 6.5.1 ist die Häufigkeitsverteilung der über synthetisierte Reihen der Windgeschwindigkeit $D_{max}(5a)$ für ein WEK-RES am Standort Norderney dargestellt. Der Wert von PRG beträgt 1.5. Der Speicherwirkungsgrad hat den Wert $ETA = 1$. Die Zeitauflösung der Rechnung beträgt 1d.

Es ist zu erkennen, daß Werte von $D_{max}(5a)$ um den Wert D_{max} am häufigsten auftreten. Die Streuung der $D_{max}(5a)$ ist deutlich. Abb. 6.5.2 gibt die entsprechende Darstellung für ein WEK-RES mit $PRG=1.25$. Für die untersuchten 60 Realisationen des fünfjährigen Bilanzprozesses zeigen sich hier noch deutliche "Unregelmäßigkeiten" der Verteilung.

Wenn der kumulierte Bilanzprozeß über den Zeitraum von 20 Jahren untersucht wird, tritt eine Veränderung der Häufigkeitsverteilung der Werte des maximalen Defizits auf. Abb. 6.5.3 zeigt die entsprechende Verteilung für das durch $PRG = 1.5$ charakterisierte RES. Der Schwerpunkt der Verteilung verlagert sich zu höheren Werten von D_{max} . Der Maximalwert von D_{max} wächst dabei allerdings nicht an. Für das durch $PRG = 1.25$ charakterisierte RES ist die Änderung der Verteilung beim Übergang von $D_{max}(5a)$ auf $D_{max}(20a)$ stärker ausgeprägt (Abb. 6.5.4).

In Abb. 6.5.5 und 6.5.6 ist die Häufigkeitsverteilung der $D_{max}(5a)$ - und $D_{max}(20a)$ -Werte für ein PV-RES mit $PRG = 1.5$ am selben Standort dargestellt.

Anhand der Synthese von Zeitreihen der meteorologischen Parameter, die auf der statistischen Modellierung empirischer Zeitrei-

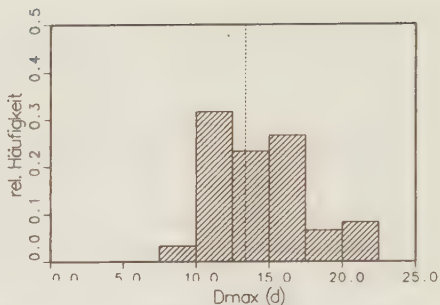
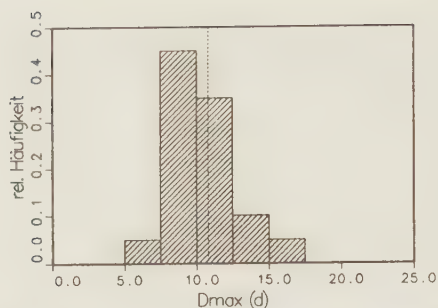


Abb. 6.5.1, 6.5.2

Werte des maximalen Defizits $D_{\max}$ (5a) von WEK-RES, die für sich über fünf Jahre erstreckende Perioden eines langjährigen Bilanzprozesses ermittelt wurden. Dargestellt ist die für eine Gesamtprozeßlänge von 300 Jahren ermittelte Häufigkeitsverteilung der Werte von $D_{\max}$ (5a). Als Datenbasis wurde eine synthetisierte Zeitreihe verwendet, die auf Grundlage der statistischen Charakteristiken der Windgeschwindigkeitsreihe des Standorts Norderney für die Jahre 1980-1984 generiert wurde. Die untersuchten RES sind durch $PRG = 1.5$ (Abb. 6.5.1) und $PRG = 1.25$ (Abb. 6.5.2) charakterisiert. Die unterbrochene Linie gibt den Wert von $D_{\max}$ an, der für die Originalzeitreihe ermittelt wurde.

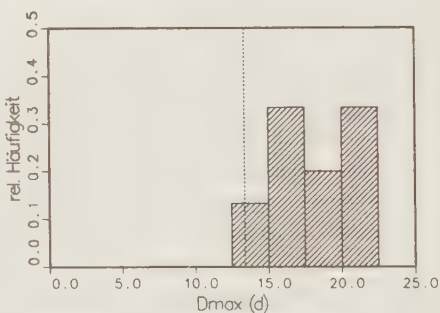
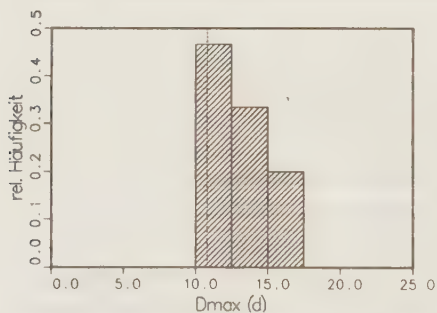


Abb. 6.5.3, 6.5.4

Werte des maximalen Defizits $D_{\max}$ (20a) von WEK-RES, die für sich über 20 Jahre erstreckende Perioden eines langjährigen Bilanzprozesses ermittelt wurden. Gleiche Darstellungen wie Abb. 6.5.1 und 6.5.2. (Abb. 6.5.3 : $PRG = 1.5$, Abb. 6.5.4 : $PRG = 1.25$).

hen beruht, können so Aussagen über das zu erwartende "maximale Defizit" des Bilanzprozesses eines RES getroffen werden, die über die direkte Auswertung der empirischen Reihen hinausgehen. Durch die Fortschreibung des durch das statistische Modell beschriebenen Meteorologieprozesses kann die Wahrscheinlichkeit bestimmt werden, daß innerhalb mehrerer Jahre ein bestimmter Wert des maximalen Defizits überschritten wird. So kann für eine Speichergröße des RES angegeben werden, mit welcher Wahrscheinlichkeit Autonomie über den untersuchten Zeitraum erreicht werden kann.

Voraussetzung dafür ist, daß die empirischen Reihen typische statistische Eigenschaften der meteorologischen Parameter am untersuchten Standort aufweisen.

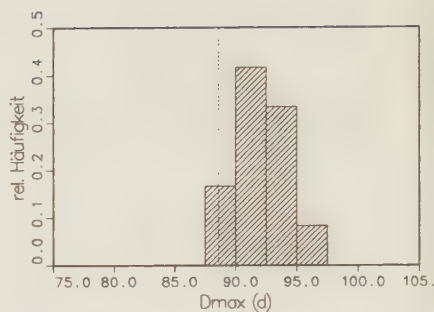
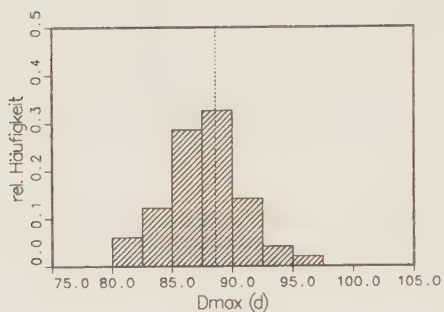


Abb. 6.5.5, 6.5.6

Werte des maximalen Defizits $D_{\max}(5a)$ (Abb. 6.5.5) und $D_{\max}(20a)$ (6.5.6) eines PV-RES (PRG = 1.5). Gleiche Darstellung wie Abb. 6.5.1, jedoch unter Verwendung der Einstrahlungscharakteristiken am untersuchten Standort.

6.6 Eine Anwendung: Die Bestimmung des optimalen Neigungswinkels von PV-Generatoren für autonome RES.

Die Strahlungsdaten des Deutschen Wetterdienstes geben die Werte der Globalstrahlung auf eine horizontale Fläche. Bei der direkten Verwendung dieser Daten zur Berechnung der Leistungsabgabe von PV-Generatoren wird also ein horizontal ausgerichteter Generator angenommen. Damit wird für die hier behandelten Standorte sicher nicht die maximale mittlere Leistung für eine gegebene Generatorfläche erhalten (siehe z.B. <Goetzberger 86>). Ebenso ist bei gleichem Wert für PRG bei horizontal installierten PV-Generatoren das energetische Verhalten von RES schlechter als bei der Verwendung von nach Süden geneigten Generatoren. In Kapitel 3 wurde für ein PV-RES mit $PRG = 1.5$ und 70° nach Süden geneigtem PV-Generator die zur Autonomie erforderliche Speichergröße zu 50 Tagen bestimmt (dieser Wert bezieht sich allerdings auf die Datenbasis nur eines Jahres). Bei horizontal ausgerichtetem Generator wurden hier Werte von $D_{max} > 80$ d ermittelt. Im folgenden soll, bei festgehaltener Generatorgröße, der Einfluß der Generatorneigung auf den Wert des maximalen Defizits qualitativ untersucht werden.

Für diese Rechnungen werden die Tagesmittelwerte der Globalstrahlung auf eine horizontale Fläche entsprechend <Liu 61> in Einstrahlungswerte auf geneigte Flächen umgerechnet. Dieses einfache Verfahren stellt eine grobe Näherung dar (vgl. <May 84>). Das als Eingangswert benötigte Verhältnis der Tagesmittelwerte von Globalstrahlung und diffuser Strahlung wird entsprechend einer in <Duffie 82> genannten funktionalen Beziehung zum clearness index bestimmt.

In Abb.6.6.1 sind für PV-RES mit konstanter absoluter Generatorgröße am Standort Norderney die Werte von PRG und D_{max} (5a) für Generatorneigungen von $0-90^\circ$ dargestellt. Datenbasis sind die Einstrahlungswerte des DWD. Für die Rechnungen wurde ein Speicherwirkungsgrad von 1 angenommen; die Zeitauflösung betrug 1d.

Die Größe des PV-Generators ist so gewählt, das sich für 0° Neigung ein Wert von $PRG = 1.5$ ergibt. Es ist zu bemerken, daß das Maximum von PRG und das Minimum von D_{max} nicht bei gleicher Neigung auftreten.

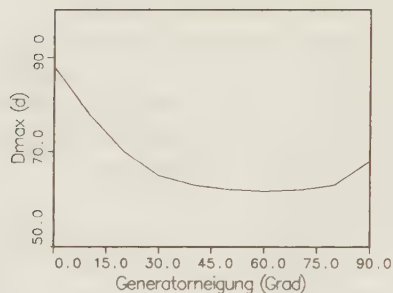


Abb. 6.6.1a

Werte des maximalen Defizits der Bilanzprozesse von PV-RES am Standort Norderney. Dargestellt ist die Abhängigkeit des maximalen Defizits von der Neigung des PV-Generators. Die untersuchten Systeme weisen eine konstante Generatorgröße auf. Es gilt: $PRG = 1.5$ für Generatorneigung 0° . Für diese Rechnungen wurden die für die Jahre 1980-1984 ermittelten Werte der Globalstrahlung auf eine horizontale Fläche entsprechend <Liu 61> zu Zeitreihen der Einstrahlung auf geneigte Flächen transformiert.

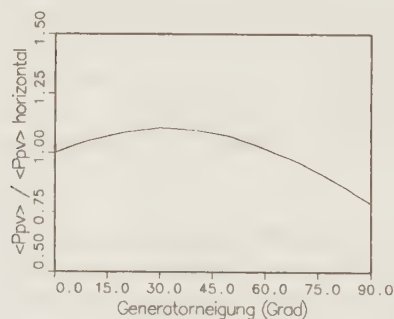


Abb. 6.6.1b

Die Abhängigkeit des mittleren Leistungseintrags eines PV-Generators von der Generatorneigung. Der Leistungseintrag ist auf den Wert des horizontal installierten Generators normiert. Gleiche Datenbasis wie Abb. 6.6.1a

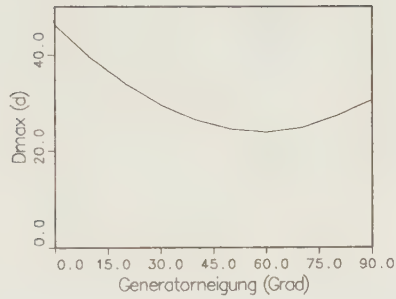


Abb. 6.6.2

Die Abhängigkeit des maximalen Defizits eines PV-RES von der Generatorneigung. Gleiche Darstellung wie Abb. 6.6.1, jedoch für $PRG = 3.0$.

Abb. 6.6.2 zeigt die entsprechenden Ergebnisse für ein RES mit einem Generator der doppelten Größe. Bemerkenswert ist, daß trotz der hohen PRG-Werte die erforderliche Speichergröße auch bei optimaler Generatorneigung noch sehr hoch bleibt.

7. Zusammenfassung und Ausblick

Zunächst seien hier wesentliche Teile des Inhalts der vorliegenden Arbeit zusammengefasst.

i) Qualitative Aussagen über den Vergleich des energetischen Verhaltens von regenerativen Elektrizitätsversorgungssystemen (RES) unterschiedlicher Auslegung können durch die Kenntnis einfacher statistischer Eigenschaften der meteorologischen Daten und des Leistungseintrags der regenerativen Konverter gewonnen werden. Insbesondere ist hier, neben der Kenntnis der Mittelwerte die Kenntnis der (mittelungszeitabhängigen) Varianzen von Bedeutung.

ii) Für Quantitative Aussagen über das energetische Verhalten von RES wird eine weitergehende statistische Analyse der meteorologischen Zeitreihen benötigt. Entsprechende Untersuchungen zeigen, daß für die Bestimmung monatlicher integraler Betriebsdaten von RES:

- * das Zeitverhalten der Fluktuationen der Tagesmittelwerte der Solarstrahlung innerhalb eines Monats über die Kenntnis des Monatsmittelwertes des täglichen clearnes index und des Autokorrelationsparameters beschrieben werden kann. Die Häufigkeitsverteilung der täglichen Einstrahlungswerte ist dabei durch weitgehend universell gültige Funktionen bestimmt.
- * das Zeitverhalten der Fluktuationen der Tagesmittelwerte der Windgeschwindigkeit innerhalb eines Monats aus der Kenntnis des Monatsmittelwerts, der Häufigkeitsverteilung und des Autokorrelationsparameters bestimmt werden kann. Die Häufigkeitsverteilung der Tagesmittelwerte variiert für die hier untersuchte Region (Nordwest-Deutschland) nur geringfügig.

Die Sensitivität des monatlichen energetischen Verhaltens von RES gegenüber der Variation dieser statistischen Parameter wurde untersucht.

Das statistische Verhalten von Stundenmittelwerten der meteorologischen Parameter ist weniger allgemein erfassbar. Der Einfluß der Detaillierung der Beschreibung des täglichen Verlaufs der

meteorologischen Eingangsdaten auf das ermittelte monatliche energetische Verhalten von RES wurde exemplarisch analysiert.

Ebenso wurde exemplarisch die Empfindlichkeit der Bestimmung des langfristigen energetischen Verhaltens von RES gegenüber der Wiedergabe des Fluktuationsverhaltens von Monats- und Jahresmittelwerten der meteorologischen Parameter untersucht. Dabei zeigen sich für die hier untersuchten Photovoltaik- und Windenergiesysteme unterschiedliche Sensitivitäten.

iii) Ausgehend von der statistischen Darstellung des monatlichen Zeitverhaltens der Tagesmittelwerte der meteorologischen Parameter in Form einer markovschen Übergangsmatrix kann ein Verfahren angegeben werden, das die Bestimmung des energetischen Verhaltens von RES ohne den Rückgriff auf explizit dargestellte Zeitreihen ermöglicht. Dieses Verfahren ist bei der Bestimmung des monatlichen energetischen Verhaltens Zeitschrittsimulationsverfahren quantitativ nahezu gleichwertig. Für RES mit Speicher, die zur 1-2 täglichen Lastdeckung ausgelegt sind, ist unter Inkaufnahme geringer Fehler die Repräsentation der meteorologischen Parameter eines Jahres durch genau eine Matrix ausreichend. Der Bereich der Anwendbarkeit dieser Vereinfachung kann durch die Untersuchung des kumulierten Bilanzprozesses des RES begründet werden.

iv) Ein aus der Hydrologie bekanntes Verfahren kann verwendet werden, um über die Kenntnis des kumulierten Bilanzprozesses die Auslegung der Speichergröße autonomer ($F=1$) RES direkt zu bestimmen. Mit Hilfe dieses Verfahrens kann der Einfluß der Konverterkonfiguration des RES und der statistischen Eigenschaften der Meteorologie auf die Autonomie von RES in vereinfachter Weise untersucht werden.

In der vorliegenden Arbeit konnten mehrere für die behandelten Fragestellungen wichtige Probleme noch nicht ausreichend behandelt werden. Dies sind im Bereich der statistischen Beschreibung der meteorologischen Daten:

- die Entwicklung verallgemeinerbarer Darstellungen des stochastischen Verhaltens von Stundenmittelwerten der meteorologischen Parameter, das insbesondere bei der Analyse von RES

mit kleinen Speichern (Stunden) von Bedeutung ist. Besonders bei der Beschreibung der Windgeschwindigkeitsfluktuationen müssen hier Standortklassifizierungen gefunden werden, die eine Ordnung von Tagesgangtypen erlauben.

- die Entwicklung der entsprechenden Darstellungen des langzeitigen Verhaltens der meteorologischen Parameter.
- grundlegende Untersuchungen zum standortabhängigen Kreuzkorrelationsverhalten von Einstrahlung und Windgeschwindigkeit.

Markov-Verfahren zur Bestimmung des energetischen Verhaltens von RES sollten daraufhin untersucht werden, ob sich einfache Erweiterungen hinsichtlich einer nicht klassifizierten Darstellung der Zeitentwicklung durch kontinuierliche Funktionen darstellen lassen. Es wäre zu untersuchen, ob für die dargestellten statistischen Meteorologiemodelle analytische Näherungen des Markov-Verfahrens gefunden werden können.

Für die Bestimmung der Speichergröße autonomer RES bleibt zu untersuchen, ob sich das angegebene Verfahren durch eine statistische Methode ersetzen läßt. Diese Methode sollte von der Beschreibung des mittleren Jahresganges und der Fluktuationsterme in den unterschiedlichen Zeitbereichen ausgehen.

Im Hinblick auf das allgemeine Problem der Berechnung des energetischen Verhaltens von RES sind insbesondere ähnliche Betrachtungen für das zeitliche Verhalten des Lastbedarfs erforderlich.

Die Analyse der Sensitivität der Rechenergebnisse gegenüber der Variation der Meteorologie- und Lastcharakteristiken muß außerdem noch durch eine systematische Untersuchung der notwendigen Detaillierung der verwendeten Modelle ergänzt werden. Hier liegt eine wesentliche Möglichkeit der Vereinfachung der Rechenverfahren.

Zum Ende sei noch ein zwar selbstverständlicher, aber wesentlicher Punkt angeführt. Die empirische Überprüfung der Rechenverfahren anhand von Meßergebnissen realer Systeme ist vergleichsweise wenig entwickelt. Die Ergebnisse der durchgeführten Rech-

nungen können aber letztlich nur durch langfristige Messungen
verifiziert werden.

"Fuggi i precetti di quelli speculatori che le loro ragioni non
sono confermate dalla isperienza."

(Leonardo da Vinci, Manuskript B, Folio 4 verso)

Literaturliste

- <Aguiar 87> Aguiar, R.J., M.Collares-Pereira
Generating Daily Sequences of K_t Using a
Modified Markov Matrix Library
ISES Solar World Congress, Hamburg 1987
- <Aguiar 88> Aguiar, R.J., M.Collares-Pereira, J.P.Conde
Simple Procedure for Generating Sequences of
Daily Radiation Values Using a Library of
Markov Transition Matrices
Solar Energy, 40, 269-279 (1988)
- <Amato 88> Amato, U., V.Cuomo, F.Fontana, C.Serio,
P.Silvestrini
Behaviour of Hourly Solar Irradiance in the
Italian Climate
Solar Energy, 40, 65-79 (1988)
- <Amato 86> Amato, U., A.Andretta, B.Bartoli, B.Coluzzi,
V.Cuomo, F.Fontana, C.Serio
Markov Processes and Fourier Analysis as a
Tool to Describe and Simulate Daily Solar
Irradiance
Solar Energy, 37, 179-194 (1986)
- <Aspliden 81> Aspliden, C.I.
Hybrid Solar-Wind Energy Conversion Systems
Meteorological Aspects
Proc. of the WMO Technical Conference on
Meteorology and Energy, Mexico City 1981
- <Benesch 78> Benesch, W., G.Duensing, G.Jurksch, R.Zöllner
Die Windverhältnisse in der Bundesrepublik
Deutschland im Hinblick auf die Nutzung der
Windkraft; Berichte des Deutschen Wetter-
dienstes Nr.147, Offenbach 1978

- <Beyer 83> Beyer, H.G.
Messungen am Solargenerator des Energielabors der Universität Oldenburg und der Versuch, aus den so gewonnenen Daten das Verhalten des Generators in Rechenmodellen widerzuspiegeln Leistungsnachweis, Univ. Oldenburg (1983)
- <Beyer 87a> Beyer, H.G., H.Gabler, G.J. Gerdes, D. Heinemann, J.Luther, J.Schumacher-Gröhn, R. Steinberger-Willms
Wind/Solar Hybrid Electricity Generation for Stand Alone Systems with Battery and Hydrogen storage
Proc. of the 5th Int. Conference on Energy Options, Reading 1987
- <Beyer 87b> Beyer, H.G., J.Luther, J. Schumacher-Gröhn
Combined Battery/Hydrogen Storage for Autonomous Wind/Solar Systems
ISES Solar World Congress, Hamburg 1987
- <Beyer 87c> Beyer, H.G., J.Luther
A Markov Model Approach to Wind/Solar Systems
ISES Solar World Congress, Hamburg 1987
- <Beyer 87d> Beyer, H.G., H.Gabler, J.Luther
A Statistical Approach to Combined Solar/Wind Electricity Generation
ISES Solar World Congress, Hamburg 1987
- <Beyer 87e> Beyer, H.G., A.Haas, J.Luther, J.Schumacher-Gröhn
Entwicklung und experimentelle Überprüfung von Simulationsverfahren für elektrische Versorgungssysteme, die auf regenerativen Quellen basieren ; Statusreport Photovoltaik des BMFT, Bad Honnef 1987

- <Balouktsis 86> Balouktsis, A., D. Tsanakas, G. Vachtsevanos
Stochastic Simulation of Hourly and Daily
Average Wind Speed Sequences
Wind Engineering, 10, 1, 1-11 (1986)
- <Balouktsis 86b> Balouktsis, A., Ph. Tsalides
Stochastic Simulation Model of Hourly Total
Solar Radiation
Solar Energy, 37, 119-126 (1986)
- <Bendt 81> Bendt, P., M. Collares-Pereira, A. Rabl
The Frequency Distribution of Daily Insolation
Values
Solar Energy, 27, 1-5 (1981)
- <Bernard 85> Bernard, C., E. Boileau, B. Guerrier
Modélisation de l'irradiation solaire globale
à l'aide de processus Arma: application à la
prediction à faible pas de temps (horaire), en
vue de l'établissement de commandes optimales
dans l'habitat
Revue de Physique Appliquée, 20, 845-855 (1985)
- <Billard 80> Billard, L., Meshkani, M. R.
Modelling Weather Data as a Markov Chain
in: Statistical Climatology, ed. S. Ikeda
Elsevier, Amsterdam (1980)
- <Blok 86> Blok, K., E. W. Ter Horst, F. D. J. Nieuwenhout,
A. J. M. Van Wijk, W. C. Turkenburg
Optimum investment Choice for Autonomous
Energy Systems
Proc. of the EWC, Rome 1986
- <Boch 81> Boch, G., E. Boileau, C. Bernard
Modélisation de l'irradiation solaire au pas
de temps de 1'heure
Revue de Physique Appliquée, 16, 237-247 (1981)

- <Boileau 79> Boileau, E.
Discussion d'un modèle statistique en
météorologie solaire
Revue de Physique Appliquée, 14, 145-152 (1979)
- <Boileau 82> Boileau, E.
Use of Some Simple Statistical Models in Solar
Meteorology
Solar Energy, 30, 333-339 (1983)
- <Bossanyi 81> Bossanyi, E.A.
Wind Turbines in a Turbulent Wind: Energy
Output and the Frequency of Shut-Downs
Wind Engineering, 5, 12-28 (1981)
- <Boulay 86> Boulay, Y., M. Ollivier
Three Hourly Wind Speed Modelling
Proc. of the EWEC, Rome 1986
- <Box 70> Box, G.E.P., Jenkins, G.M.
Time Series Analyses, Forecasting and Control
Holden-Day, San Francisco (1970)
- <Brinkworth 77> Brinkworth, B.J.
Autocorrelation and Stochastic Modelling of
Insolation Sequences
Solar Energy, 19, 343-347 (1977)
- <Brown 84> Brown, B.C., R.W. Katz, A.H. Murphy
Time Series Models to Simulate and Forecast
Wind Speed and Wind Power
J. of Climate and Applied
Meteorology, 23, 1184-1195 (1984)
- <Bucciarelli 86> Bucciarelli, L.L.
The Effect of Day-to-Day Correlation in Solar
Radiation on the Probability of Loss-of-Power
in a Stand-Alone Photovoltaic Energy System
Solar Energy, 36, 11-14 (1986)

- <Bucciarelli 84> Bucciarelli, L.L.
 Estimating Loss-of-Power Probabilities of
 Stand-Alone Photovoltaic Solar Energy Systems
 Solar Energy, 32, 205-209 (1984)
- <Caselitz 88> Caselitz, P., G. Hackenberg, W. Kleinkauf,
 J. Sachau
 Windenergie im Verbundbetrieb
 Statusreport Windenergie des BMFT, Lübeck 1988
- <Carpetis 85> Carpetis, C.
 Break-Even and Optimization Conditions for
 Overall Energy Systems wherein Hydrogen
 Storage Facilities are Used
 Int. J. of Hydrogen Energy 10, 839-850 (1985)
- <Chou 81> Chou, K.C., R.B. Corotis
 Simulation of Hourly Wind Speed and Array Wind
 Power
 Solar Energy, 26, 199-212 (1981)
- <Christopher 85> Christoffer, J., Brettschneider, W.
 Meteorologische Voruntersuchungen über den
 kombinierten Einsatz von Wind- und
 Sonnenenergie in der Bundesrepublik
 Deutschland
 Meteorologische Rundschau, 38, 120-122 (1985)
- <Collares-
 Pereira 79> Collares-Pereira, M., A. Rabl
 The Average Distribution of Solar Radiation-
 Correlations Between Diffuse and Hemispherical
 and Between Daily and Hourly Insolation Values
 Solar Energy 23, 155-164 (1979)
- <Corotis 77> Corotis R.B., A.B. Sigl, M.P. Cohen
 Variance Analysis of Wind Characteristics for
 Wind Energy Applications
 J. of Applied Meteorology, 18, 156-166 (1977)

- <Duffie 80> Duffie, J.A., W.A., Beckmann
Solar Engineering of Thermal Processes
Wiley-Interscience, New York, (1980)
- <Facinelli 86> Facinelli, W.A.
Modeling and Simulation Of Lead-Acid Batteries
for Photovoltaic Systems
Dissertation, Arizona State University, (1983)
- <Feller 68> Feller, W.
An Introduction to Probability Theory and Its
Application
John Wiley and Sons, New York (1968)
- <Gabler 85> Gabler H.
Optimierung der Auslegung eines regenerativen
Energiesystems, Modellrechnungen zum
Energielabor in Oldenburg
Dissertation, Univ. Oldenburg (1985)
- <Gabler 88> Gabler, H., J. Luther
Wind-Solar Hybrid Electrical Supply Systems-
Results from a Simulation Model and
Optimization with Respect to Energy Pay Back
Time
Solar and Wind Technology, in Druck
- <Gerdes 86> Gerdes, G.J.
Vermessung und Modellierung einer kleinen
Windenergieanlage
Diplomarbeit, Univ. Oldenburg (1986)
- <Goetzberger 86> Goetzberger A., W. Stahl, B. Voss
Comparison of yearly Efficiency and Cost of
Energy for Stationary, Tracking and
Concentrating PV Systems
Proc. of the 7th. E.C. Photovoltaic Energy
Conference, Sevilla 1986

- <Goh 77> Goh, T.N., K.J. Tan
Stochastic Modeling and Forecasting of Solar
Radiation Data
Solar Energy, 19, 755-757 (1977)
- <Gordon 81> Gordon, J.M., D. Govaer, Y. Zarmi
The Utilizability Method with Hourly vs Daily
Insolation Data
Solar Energy, 27, 99-102 (1981)
- <Gordon 87> Gordon, J.M.
Optimal Sizing of Stand-Alone Photovoltaic
Solar Power Systems
Solar Cells, 20, 295-313 (1987)
- <Graham 85> Graham, V.A., K. Hollands, T. Unny
Stochastic Modeling of Daily Solar Radiation
Data
Proc. of the Intersol 85, Canada 1985
- <Graham 87> Graham, V.A., K.G.T. Hollands, T.E. Unny
Stochastic Variation of hourly Solar Radiation
over the day
ISES Solar World Congress, Hamburg 1987
(zitiert nach book of Abstracts)
- <Graham 88> Graham, V.A., K.G.T. Hollands, T.E. Unny
A Time Series Model for K_t with application to
Global Synthetic Weather Generation
Solar Energy, 40, 83-92 (1988)
- <Heinemann 88> Heinemann, D.
Energiewetterprognosen zur Optimierung der
Regelung regenerativer Energiesysteme
Dissertation, Univ. Oldenburg (in Vorbereitung)
- <Hollands 83> Hollands, K.G.T., R.G. Huget
A Probability Density Function for the
Clearness Index, with Application
Solar Energy, 30, 195-209 (1983)

- <Justus 78> Justus, C.G.
Winds and Wind System Performance
Franklin Institute Press, Philadelphia (1978)
- <Justus 79> Justus, C.G., K.Mani, A.S.Mikhail
Interannual and Month-to-Month Variations of
Wind-Speed
J. of Applied Meteorology, 18, 913-920 (1979)
- <der Kinderen 77> der Kinderen, W.J.G.J., J.J.E.A. van Meel,
P.T. Smulders
Effects of Wind Fluctuations on Windmill
Behaviour
Wind Engineering, 1, (1977)
- <Klatt 88> Klatt, C.
Experimentelle Untersuchungen zum
Betriebsverhalten einer Brennstoffzelle
Diplomarbeit, Univ.Oldenburg (in Vorbereitung)
- <Klein 78> Klein, S.A.
Calculation of Flat Plate Collector
Utilizability
Solar Energy, 21, 393-399 (1978)
- <Klein 87> Klein, S.A., W.A.Beckmann
Loss-of-Load Probabilities for Stand-Alone
Photovoltaic Systems
Solar Energy 39, 499-512 (1987)
- <Klemes 79> Klemes, V.
Storage Mass-Curve Analysis in a System-
Analytic Perspective
Water Resources Research, 15, 2, 359-371 (1979)
- <Köthe 82> Köthe, H.K.
Praxis solar- und windelektrischer
Energieversorgung
VDI- Verlag, Düsseldorf (1982)

- <Lameiro 79> Lameiro,G.F., W.S.Duff
 A Markov Model of the Solar Energy Space and
 Hot Water Water Heating Systems
 Solar Energy, 22,211-219 (1979)
- <Lele 87> Lele, S.M.
 Improved Algorithms for Reservoir Capacity
 Calculation Incorporating Storage-Dependent
 Losses and Reliability Norm
 Water Resources Research, 23,1819-1823 (1987)
- <Lestienne 79> Lestienne,R.
 Application du modèle Markovien simplifié à l'
 étude du comportement du stockage d'une
 centrale solaire
 Revue de Physique Appliquée,14,139-144 (1979)
- <Liu 60> Liu,B.Y.H., R.C.Jordan
 The Interrrealationship and Characteristic
 Distribution of Direct, Diffuse and Total
 Radiation
 Solar Energy, 4,11-19 (1960)
- <Liu 61> Liu,B.Y.H., R.C. Jordan
 Daily Insolation on Surfaces Tilted Toward the
 Equator
 ASHRAE Journal, 3, 53-59 (1961)
- <Liu 63> Liu,B.Y.H., R.C.Jordan
 The Long-Term Average Performance of Flat-
 Plate Solar Energy Collectors
 Solar Energy, 7,35 (1963)
- <Lloyd 74> Lloyd,E.H.
 What is, and What is Not a Markov Chain
 Journal of Hydrology,22,1-28 (1974)

- 200
- <Magagnoli 86> Magagnoli, U., R. Castagna
 Analysis of the Temporal Structure of Wind
 Data, A Methodology Applied to Data Recorded
 by ENEL
 Proc. of the EWEC, Rome 1986
- <May 84> May, B.R., R.H. Collingbourne, D.C. McCay
 Catalogue of Estimation Methods
 in: Handbook of methods of Estimating Solar
 Radiation, ed. L. Dahlgren
 Swedish Council for Building Research,
 Stockholm (1984)
- <McWilliams 79> McWilliams, B., M.M. Newmann, D. Sprevak
 The Probability Distribution of Wind Velocity
 and Direction
 Wind Engineering, 3, 4, 269-273 (1979)
- <McWilliams 82> McWilliams, B., B., Sprevak
 Time Series Models for Horizontal Wind
 Wind Engineering, 6, 4, 219-228 (1982)
- <Moran 59> Moran, P.A.P.
 The Theory of Storage
 Methuen, London (1959)
- <Müller 87> Müller, J.
 Experimente und Modellierungen zum
 Temperaturverhalten der alkalischen
 Wasserelektrolyse
 Diplomarbeit, Univ. Oldenburg (1987)
- <Murphy 85> Murphy, A.H., R.W. Katz (Hrsg.)
 Probability, Statistics and Decision Making in
 Atmospheric Sciences
 Westview Press, Boulder (1985)

- <Mutreja 78> Mutreja, K.N., V.Yevjevich
Sizing of Reservoirs for Periodic-Stochastic
Input and Periodic Output
Journal of Hydrology, 39, 323-338 (1978)
- <Naadimuthu 82> Naadimuthu, G, E.S. Lee
Stochastic Modelling and Optimization of Water
Resources Systems
Mathematical Modelling, 3, 117-136 (1982)
- <Olseth 84> Olseth, J.A., A.Skartveit
A Probability Density Function for Daily
Insolation Within the Temperate Storm Belt
Solar Energy, 33, 533-542 (1984)
- <Palutikof 87> Palutikof, J.P., P.M. Kelly, T.D. Davies,
J.A. Halliday
Impacts of Spatial and Temporal Windspeed
Variability on Wind Energy Output
J. of Climate and Applied Meteorology,
16, 1124-1133 (1987)
- <Petersen 80> Petersen, E.L. I. Troen, S. Frendsen
Vindatlas for Denmark
Risø (1984)
- <Phatarfod 73> Phatarfod, R.M., K.V. Mardia
Some Results for Dams with Markovian Inputs
J. of Applied Probability, 10, 166-180 (1973)
- <Phatarfod 76> Phatarfod, R.M.
Some Aspects of Stochastic Reservoir Theory
Journal of Hydrology, 30, 199-217 (1976)
- <Prabhu 80> Prabhu, N.U.
Stochastic Storage Processes, Queues, Insurance
Risk, and Dams
Springer, New York, Heidelberg, Berlin (1980)

- <Rippl 1883> Rippl, W.
The Capacity of Storage Reservoirs for Water Supply
Proc. of the Inst. of Civ. Eng., 71, 270-278
(1883)
- <Salas 80> Salas, J.D., J.W. Delleur, V.Yevjevich, W.L. Lane
Applied Modeling of Hydrologic Time Series
Water Resources Publications, Littleton (1980)
- <Saunier 87> Saunier, G.Y., T.A. Reddy, S. Kumar
A Monthly Probability Distribution Function of
Daily Global Irradiation Values Appropriate
for Both Tropical and Temperate Locations
Solar Energy, 38, 169-177 (1987)
- <Schumacher-Gröhn 89> Schumacher-Gröhn, J.
Entwicklung universeller Simulationsverfahren
für elektrische Versorgungssysteme, die auf
regenerativen Quellen basieren
Dissertation, Univ.Oldenburg (in Vorbereitung)
- <Siegel 81> Siegel, M.D., S.A. Klein, W.A. Beckman
A Simplified Method for Estimating the
Monthly-Average Performance of Photovoltaic
Systems
Solar Energy, 26, 413-418 (1981)
- <Spirkl 85> Spirkl, W.
Stochastisches Wettermodell aus gemessenen
Meteorologie-Daten zur Ertragsvorhersage für
Solaranlagen
Diplomarbeit, L.M.U. München (1985)
- <Suehrcke 87> Suehrcke, H., P.G. McCormick
Collector Utilizability for Instantaneous
Solar Radiation
Proc. of the ISES Solar World Congress,
Hamburg 1987

- <Sutton 77> Sutton, A.G.
 Micrometeorology
 New York (1977)
- <Ter Horst 86> Ter Horst, E.W., K.Blok, E.A.Alsema,
 W.C.Turkenburg
 Optimization of Hybrid Autonomous Energy
 Systems
 Proc. of the 7th European Photovoltaic Solar
 Energy Conference, Sevilla 1986
- <VARTA 79> VARTA Batterie AG
 Datenblatt Nr. 30 842 0337 (1979)
- <Witte 69> Witte, E.
 Blei und Stahllakkumulatoren
 Mainz (1969)

Danksagung

Ich bin dem Deutschen Wetterdienst für die Bereitstellung meteorologischen Daten zu Dank verpflichtet. Ebenso habe ich meinem Kollegen Detlev Heinemann für die Sorge um die meteorologische Datenbank der Universität Oldenburg zu danken.

Den Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern des Rechenzentrums der Universität Oldenburg danke ich für die Aufrechterhaltung des Rechnerbetriebs zu zum Teil auch ungewöhnlicher Stunde.

Dank gilt der gesamten Arbeitsgruppe Physik regenerativer Energiequellen, die hier eine weitere Arbeit unter dem Decknamen <Beyer> vorlegt.

Bildungsgang

6.12.1959	geboren in Kleinenbremen, Landkreis Minden
1966-1969	Besuch der Volksschule in Todenmann, Kreis Grafschaft Schaumburg
1969-1978	Besuch des Gymnasium Ernestinum in Rinteln an der Weser, Kreis Schaumburg
1978	Abitur
Wintersemester 1979- Sommersemester 1981	Studium der Physik an der Universität Bremen, Freie und Hansestadt Bremen
1981	Vordiplom
Wintersemester 1981- Wintersemester 1985	Studium der Physik an der Universität Oldenburg, Oldenburg in Oldenburg
Januar 1985	Diplom
ab 1985	wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachbereich Physik der Universität Oldenburg

